

Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

Л.Г. Доросинский, Н.С. Виноградова

**ТЕОРИЯ И ПРАКТИКА
ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ
В МНОГОПОЗИЦИОННЫХ
КОСМИЧЕСКИХ РСА**

Монография

Москва
2020

УДК 621.312.01(076)

ББК 32.88

Д69

Рецензенты

Иванов В.Э. – доктор технических наук, профессор

Часовских В.П. – доктор технических наук, профессор

Доросинский Л.Г. Виноградова Н.С.

Д69 Теория и практика обработки сигналов в многопозиционных космических РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2020 – 271 с.

ISBN 978-5-91327-643-8

Книга посвящена решению теоретических и практических проблем обнаружения, измерения параметров и классификации пространственно-распределённых целей (ПРЦ) по их радиолокационным изображениям (РЛИ), формируемым в многопозиционной системе наблюдения, реализованной группой космических аппаратов (КА). В книге подробно рассмотрены методы синтеза и анализа алгоритмов классификации ПРЦ, алгоритмов оценки параметров РЛИ, практических алгоритмов оценки когерентности РЛИ, получаемых различными КА.

Книга представляет интерес для специалистов, студентов и аспирантов, работающих в области разработки современных радиотехнических систем военного и гражданского назначения.

ISBN 978-5-91327-643-8

© Доросинский Л.Г., Виноградова Н.С., 2020

© ИД «Академия Естествознания»

© АНО «Академия Естествознания»

*Дорогому университету
в год его столетия
с благодарностью
и любовью!*

1. ВВЕДЕНИЕ. ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

Проблема обнаружения, оценки параметров и классификации пространственно-распределённых целей была и остаётся определяющей при разработке и создании современных радиолокационных систем мониторинга космической, воздушной и наземной обстановки современными и перспективными радиолокационными средствами.

В настоящей работе названная проблема решается, как задача наблюдения наземных и надводных целей космическими системами с высоким разрешением по дальности и азимуту (РЛС с синтезированной апертурой).

В работе приведены основные сведения из области принятия оптимальных решений: метод максимального правдоподобия, параметрический и непараметрический методы оценивания параметров, которые носят общетеоретический характер

Кроме того, получены модели принимаемых сигналов, синтезированы оптимальные и предложены квазиоптимальные (практически реализуемые) алгоритмы обнаружения сигналов от пространственно-распределённых целей, алгоритмы оценивания параметров названных сигналов, а также алгоритмы классификации целей по отражённым сигналам.

В работе получены необходимые выражения для определения эффективности обнаружения, оценивания и классификации и произведены соответствующие вычисления, что позволяет сформулировать практические рекомендации по выбору параметров используемых сигналов.

Каждая глава монографии носит вполне законченный характер и может рассматриваться отдельно от общего текста. В связи с этим библиографический список приводится отдельно к каждой главе работы.

Настоящая монография будет полезна разработчикам и исследователям современных радиолокационных систем различного назначения, предназначенных для эффективной обработки сигналов от пространственно-распределённых целей, а также аспирантам и студентам, изучающим современные радиотехнические системы.

1.1. История дистанционного зондирования Земли из космоса [1]

Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) – это широко распространённый метод извлечения информации о поверхности Земли и объектах на ней, атмосфере, океане, верхнем слое земной коры такими способами, когда регистрирующая аппаратура удалена от объекта наблюдения на значительное расстояние и размещена на движущемся носителе – летательном аппарате (ЛА): искусственном спутнике Земли, самолёте, беспилотном ЛА и др. [1,3,4]. При дистанционном зондировании существует функциональная связь между физическими параметрами, характеризующими состояние наблюдаемой поверхности, и регистрируемой аппаратурой наблюдения вторичными параметрами собственного или отраженного излучения объекта. Измеряемые параметры электромагнитного излучений/отражения от поверхности после соответствующей обработки позволяют сделать практически полезные выводы о состоянии поверхности и прогнозировать названное состояние в интересах самых различных областей знаний.

Исторически первыми аппаратными средствами дистанционного зондирования служила фотография. Начиная со второй половины XX века доминирующую роль в области ДЗЗ стали играть космические средства наблюдения, такие, в частности, как разведывательные спутники (программы CORONA, ARGON, LANYARD), получающие фотоснимки земной поверхности с низких орбит.

В апреле 1960 Первый метеорологический спутник был запущен в США 1 апреля 1960 года. Он использовался для прогноза погоды, наблюдения за перемещением циклонов и других подобных задач. Первым среди спутников, которые применялись для регулярной съёмки больших участков земной поверхности, стал

Первым спутником для систематической съёмки больших участков поверхности стал TIROS-1 {Television and Infrared Observation Satellite). Для целей сельского хозяйства в 1972 году был запущен спутник

ERTS-1 (Earth Resources Technology Satellite). Такого рода спутники используются и в настоящее время (серия Landsat).

В 1978 году, был запущен первый спутник со сканирующей системой SEASAT. Первый французский спутник (SPOT) выведен на орбиту в 1985 году. Далее состоялись запуски индийского и японского спутников. Уже в 1975 году состоялся запуск Китайского спутника.

Отметим основные тенденции развития космического зондирования.

- Разрешение космических снимков, полученных в метровом и дециметровом диапазоне волн, становится близким к фотоснимкам.
- Растёт удельный вес цифровых методов обработки и формирования снимков поверхности.

- Независимость радиолокационных методов наблюдения от времени суток и погодных условий делает названные методы широко используемыми и основными методами ДЗЗ.

- Растёт число коммерческих аппаратов: Landsat(США), SPOT (Франция), IRS(Индия), ALOS (Япония), Cartosat (Индия), спутники сверхвысокого разрешения Ikonos, QuickBird, GeoEye (США), в том числе радиолокационные TerraSAR-X, TanDEM-X, RapidEye (Германия).

Данные спутников комплексируются с другими источниками информации, включая, так называемые, подспутниковые наблюдения.

Стереосъёмка даёт возможность формировать трёхмерное изображение наблюдаемого объекта.

Многозональная и гиперспектральная съёмка позволяют повысить эффективность дешифрирования изображения земной и водной поверхностей.

Многовременная съёмка – съёмка в заранее определенные даты для сравнительного анализа изображений изменяющихся во времени.

Многополяризационная съёмка использует поляризационные отличия отражений от разных типов поверхностей.

1.2. Техника получения материалов дистанционного зондирования

При формировании изображений различных поверхностей используют разные спектральные диапазоны – световой, тепловой и радиодиапазон [2-4].

На световых снимках отображаются оптические характеристики объектов.

Использование приемников теплового излучения (тепловая съемка) позволяет получить тепловые инфракрасные снимки.

Съемка в радиодиапазоне делится на пассивную (регистрация собственного излучения исследуемых объектов) и активную (регистрация отраженного радиоизлучения).

Радиолокационная съемка формирует изображения земной поверхности независимо от погодных условий, в дневное и ночное время благодаря принципу активной радиолокации.

Радиолокационная съемка Земли ведется в различных диапазонах длин волн (1 см – 1 м) или частот (40 ГГц-300 МГц).

Радиолокационная информация особенно эффективна для целей картографирования территорий, преимущественно закрытых облачностью. В этом случае радиолокационные изображения существенно превосходят оптические.

При использовании информации о разности фаз отражённых сигналов (радиолокационная интерферометрия) удаётся формировать карты высот элементов поверхности (спутники Cosmo-Skymed, TerraSAR-X, TanDEM-X определяют высоты с относительной точностью менее 2м).

Температурные неоднородности поверхности Земли, возникающие в результате неодинакового нагрева различных ее участков, являются источником информации при съёмке в инфракрасном диапазоне спектра электромагнитных колебаний. На ИК-изображениях светлыми тонами фиксируются участки с низкими температурами, темными – с относительно более высокими. Яркость тона прямо пропорциональна интенсивности тепловой аномалии.

ИК-съемка может использоваться для изучения рельефа дна шельфа. Поскольку температура поверхности воды над более глубокими участками ниже, чем над мелкими, ИК-изображения дают возможность выделять формы рельефа дна.

Методы ДЗЗ позволяют существенно повысить эффективность картографирования земельных и водных ресурсов, почв, лесов, сельскохозяйственных посевов и городской инфраструктуры, оценки урожая и многое другое. Примерами эффективного использования технологий дистанционного зондирования может служить краткий перечень отраслей их использования:

1. Землепользование и картографирование земельных ресурсов.

2. Исследования роста городов.
3. Сельское хозяйство.
4. Картографирование грунтовых вод.
5. Борьба с наводнениями.
6. Гидроморфологические исследования.
7. Картографирование пустующих земель.
8. Региональное планирование.
9. Борьба с природными катастрофами.

1.3. РЛС с синтезированной апертурой

Радиолокатор с синтезированной апертурой (РСА) – это активный датчик, излучающий импульсный радиолокационный сигнал, оптимальная обработка которого на борту летательного аппарата позволяет получить радиолокационное изображение (РЛИ) подстилающей поверхности с высоким разрешением по дальности, благодаря широкополосности используемого сигнала и по азимуту за счёт, так называемого, процесса искусственного синтезирования апертуры антенны. Эффект искусственного синтезирования антенны создаётся вследствие когерентного накопления сигнала на достаточно протяжённом участке траектории полёта ЛА (порядка единиц километров). При таком размере раскрытия антенны в дециметровом диапазоне длин электромагнитных волн разрешение по двум координатам может достигать величин порядка единиц метров [3, 4].

Принцип синтезированной апертуры основан на приеме сигнала от одной и той же точки местности на протяжении достаточно длительного участка полета носителя РСА. При таком способе приема сигнала получается искусственное увеличение (синтезирование) линейного раскрытия антенны за счет движения носителя.

Дополнительный эффект получения не только яркостных карт наблюдаемых участков местности, но и карт распределения высот этих участков обеспечивает интерферометрия – инструмент построения цифровых моделей рельефа поверхности.

Радиолокационные изображения, формируемые в РСА, позволяют решать следующие задачи.

- получение карт труднодоступных территорий, в том числе, покрытых густой растительностью;
- обновление элементов содержания топографических карт;
- построение цифровых моделей рельефа (ЦМР);

- мониторинг ледовой обстановки в арктических морях с целью уточнения положения береговой линии морей и обеспечения судоходства в сложных метеоусловиях;
- оперативный контроль морских экономических зон и районов хозяйственной деятельности;
- мониторинг чрезвычайных ситуаций (последствия стихийных бедствий и техногенных катастроф на море и на суше).

Среди большого количества задач, решаемых по радиолокационным изображениям земной поверхности, в настоящей работе мы сосредоточим основное внимание на задачах распознавания пространственно-распределённых объектов, другими словами пространственно-распределённых целей (ПРЦ). Примерами таких задач могут служить следующие: распознавание надводных кораблей, распознавание нефтяных пятен, анализ морского волнения и ледовых образований, и т. п.

Входными данными для процессора служит радиолокационные изображения, импортированные во внутренний формат из одного из внешних форматов (CEOS, XML). Результатом обработки является растровое бинарное изображение с обнаруженными надводными кораблями (НК) и набор параметров, характеризующих НК (тип корабля, занимаемая площадь на поверхности, географическое положение по широте и долготе). Полученное в результате обработки растровое бинарное изображение, представленное во внутреннем формате, может быть экспортировано в один из распространенных внешних форматов данных. Например, в графический формат GEO TIFF, который способен хранить географические координаты элементов изображения.

Процессор может работать как в автоматическом режиме, так и с участием оператора. Реализованный алгоритм имеет небольшое число параметров, варьирование которых позволяет повысить качество результата в случае сложных сцен.

Основные операции методики распознавания надводных кораблей по данным РСА заключаются в следующем.

Импорт данных и служебной информации (чтение файла данных, чтение параметров из формата CEOS, XML, формирование параметров для обработки).

Предварительная обработка (выделение интересующего участка).

Адаптивная пороговая классификация (подсчет статистик по изображению, формирование файла порогового значения, пороговая классификация).

Итеративная классификация (вычисление параметров статистических моделей классов, формирование массива «перспективных» пикселей формирование массива приращений функции энергии, оптимизация функции энергии и получение новой классификации).

Итеративная фильтрация (анализ геометрии бинарного изображения, фильтрация бинарного изображения).

Подсчет статистических характеристик работы классификатора.

Адаптивная пороговая классификация представляет собой пороговую классификацию с индивидуальным значением пороговой величины для каждого элемента изображения. Пороговая величина определяется по локальным статистическим характеристикам изображения. В результате проведения этого этапа обработки формируется начальная сортировка элементов изображения для последующей итеративной классификации.

Итеративный классификационный алгоритм оперирует не только в пространстве признаков, но и с исходным изображением. Это позволяет получить пространственно однородный результат классификации. Обработка проходит таким образом, чтобы оптимизировать некоторую функцию энергии на множестве возможных сортировок.

Итеративная фильтрация имеет своей целью повышение пространственной однородности результата классификации, и представляет собой нелинейную фильтрацию каскадом возрастающих по размеру окон.

Процессор распознавания кораблей (рис. 1.1) предназначен для выделения на фоне морской поверхности надводных судов, оценки их характеристик, таких, как: скорость и направление движения, размеры и координаты. Оценка скорости кораблей производится при наличии видимых на поверхности кильватерных следов.

Входными данными для процессора являются радиолокационные снимки морской поверхности в путевой системе координат в проекции наклонной или наземной дальности. Результатом обработки является векторный файл формата SHP с отметками обнаруженных кораблей и текстовый файл, содержащий перечень кораблей и оценки их параметров.

Поиск кораблей производится в автоматическом режиме с возможностью интерактивного редактирования оператором результатов поиска.

Оценка скорости производится по смещению судна относительно его кильватерного следа, выделенного в ручном режиме. Расчёт линейной скорости и направления движения производится процессором автоматически с использованием параметров КА, РСА и геометрии съёмки из состава служебной информации. Оценки размеров кораблей могут корректироваться в интерактивном режиме оператором.



Рис. 1.1. Обнаружение и распознавание кораблей

Программа анализа морского волнения предназначена для формирования оценок пространственного периода, направления распространения и высоты крупных энергонесущих волн на морской поверхности по радиолокационным снимкам.

В качестве первичного источника анализа программа формирует периодограмму морской поверхности с использованием БПФ и рассчитывает статистически устойчивые оценки спектра. Для уменьшения уровня боковых лепестков и повышения гладкости спектральных оценок используются весовые функции и пространственная фильтрация спектра.

По результатам анализа характеристик волнения программа способна построить карту пространственного распределения скоростей приводного ветра в предположении, что спектр волнения описывается распределением Пирсона – Мошковица.

Результатом работы программы является набор растровых карт, характеризующих распределение пространственного периода и направления волнения, высоты волн и скорости ветра.

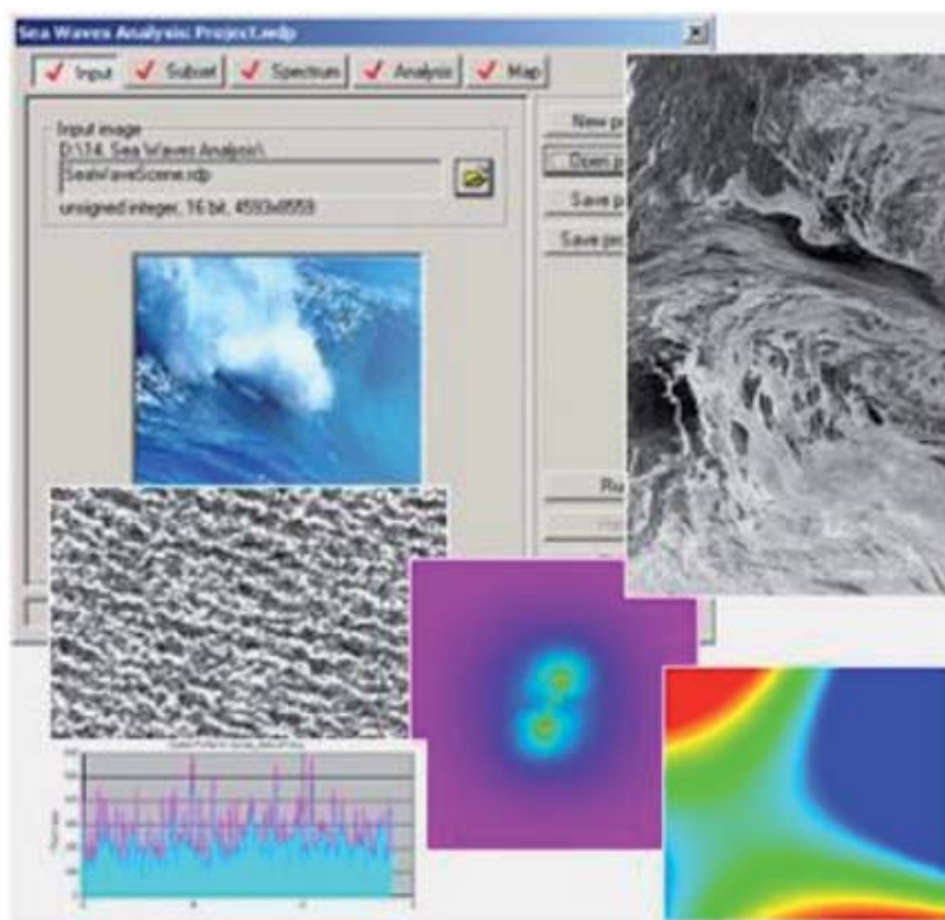


Рис. 1.2. Программа анализа морского волнения

Программа способна работать как в автоматическом режиме, так и с участием оператора.

1.4. Литература к главе 1

1. Воробьёва А.А. Дистанционное зондирование Земли: учебно-методическое пособие. – СПб.: СПбУ ИТМО, 2012. – 168 с.
2. Грант Бенджамин. Вид сверху. Потрясающие снимки Земли со спутников = Benjamin Grant. Overview. – М.: Альпина Паблишер, 2018. – 284 с.
3. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.
4. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

2. МАЛЫЕ КОСМИЧЕСКИЕ АППАРАТЫ И ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИИ РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ

С развитием космических технологий и расширением номенклатуры решаемых задач размеры современных космических аппаратов становятся всё меньше, как и потребляемая ими энергия. Современные космические аппараты делятся на большие (масса более 1000 кг), средние (500–1000 кг), малые (МКА) (масса меньше 500 кг), мини (100–500 кг), микро (10–100 кг).

Преимущества МКА заключаются в том, что они относительно недороги, легко модифицируются для решения определенных задач, создают меньше радиопомех. Применение МКА снижает финансовые потери в случае отказа или утраты такого спутника.

МКА увеличивают оперативность получения данных наблюдения за счёт увеличения численности группировки при тех же или меньших затратах, чем для запуска и эксплуатации одного «большого» спутника. Большие одиночные спутники имеют слишком большой период повторения съемки (американский Landsat-7 имеет периодичность 16 суток, французский Spot-5 – 3 суток).

Далее рассмотрим наиболее известные и широко распространённые группировки малых космических аппаратов [1–5, 36, 37].

1. Быстро развёртываемая американская группировка МКА TacSat (Tactical Satellite) (рис. 2.1).

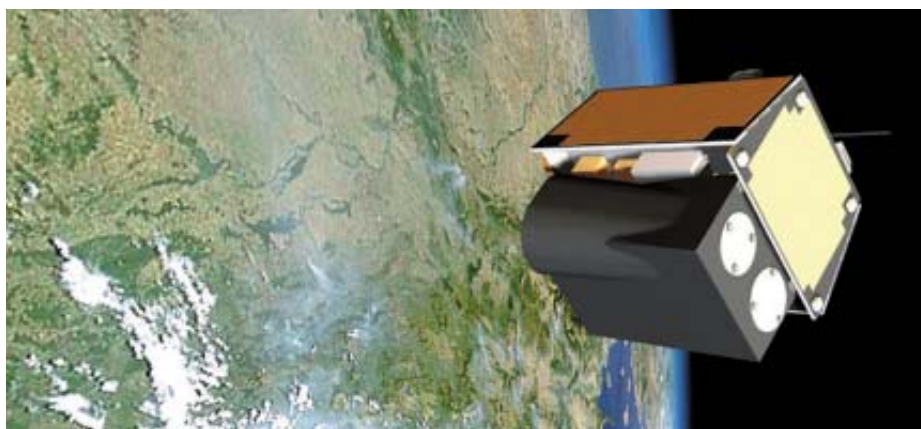


Рис. 2.1. МКА TopSat

2. Спутник TacSat-2 (рис. 2.2) имеет массу 415 кг выводится на высоту 350 км. На спутнике расположен оптический телескоп, получающий изображение с разрешением 1 м. Спутник производит видовую и радиотехническую разведку, следит за перемещением судов.



Рис. 2.2. МКА TacSat-2 на заводе

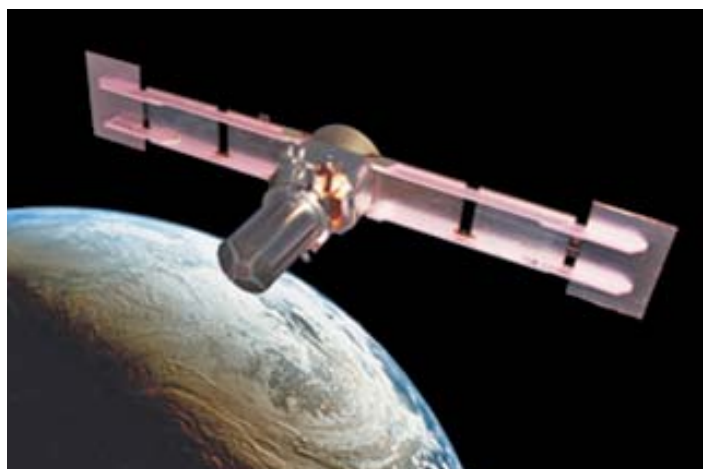


Рис. 2.3. МКА TacSat-3

Спутник связи TacSat-4 (микроспутник массой 0,4 кг) даёт возможность связи с мобильными группами передового развертывания вплоть до компактной радиостанции военнослужащего или переносной радиостанции подразделения. Он обеспечивает три двухчасовые сеансы связи в сутки в любом районе Земного шара. Концепция создания и применения тактических спутников предусматривает их непосредственное использование командованием на театре военных действий.



Рис. 2.4. ТНС-1

3. В Великобритании реализуется программа TopSat (Tactical Optical Satellite – тактический оптический спутник), имеющий разрешение 2,5 м и массу 112 кг.

4. Израильский МКА Eros-B имеет разрешение 0,7 м при массе 300 кг.

5. Российский космонавт Салижан Шарипов в 2005 году с борта МКС бросил рукой в космос первый российский наноспутник ТНС-1 массой 4,5 кг (рис. 2.4). Полоса обзора 250–300 км, разрешение – 50–100 м. Спутник имеет очень широкое применение, управляется простым ноутбуком из любого места.

Отечественный МКА дистанционного зондирования «Канопус-В» (масса менее 500 кг, разрешение – 2,1 м) применяется

для картографирования, мониторинга чрезвычайных ситуаций, в том числе пожаров, оперативного наблюдения заданных районов и передает изображения на наземные пункты.

8 июля 2014 г. состоялся запуск российского спутника DX-1 (22 кг), обеспечивающий автоматическое слежение за морскими судами.

По прогнозу SpaceWorks [6] к 2022 г. Будет использоваться более трех тысяч МКА.

Причины роста числа и популярности МКА заключаются в следующем [7–12].

1. Многоспутниковые группировки относительно недороги, легко изменяют свой функционал для решения новых задач, создают меньше радиопомех, существенно увеличивают оперативность получения и обработки полезной информации.

2. Малые КА позволяют отрабатывать новые технологии и эффективно решать отдельные конкретные задачи космических исследований в различных областях науки (астрономия, астрофизика, космическая физика, физика Солнца, космическая биология).

3. Малые аппараты меньшей массы (нано- и пр.) могут разрабатываться и использоваться высшими учебными заведениями (МГТУ им. Н.Э. Баумана, МАИ, Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Национальный

исследовательский Томский политехнический университет, Сибирский государственный аэрокосмический университет им. академика М.Ф. Решетнёва и ряд других).

Несмотря на достаточно широкий размерный и функциональный диапазон, в целом современные МКА можно отнести к одной из трех групп.

Технологические МКА используются для разработки и исследования новых инновационных технологий.

Научные МКА дают возможность получения новых результатов в области солнечной и космической физики, планетологии, астрономии и астрофизики, науки о Земле, космической биологии и т. д.

В образовательном процессе малые спутники позволяют студентам получить знания о реальном процессе создания и внедрения космической техники, проверить теоретические выкладки и освоить на практике процесс их внедрения.

Кроме того, образовательные проекты по МКА представляют собой удобную платформу для реализации международного сотрудничества. Удачным примером является программа QB50, европейская инициатива по исследованию атмосферы, включающая запуск 50 спутников стандарта CubeSat. В проекте участвуют команды, представляющие образовательные учреждения (возможно, в сотрудничестве с коммерческими фирмами) из более чем 20 стран (Австрия, Австралия, Канада, Бразилия, Китай, ЮАР, Чехия, Германия, Испания, Финляндия, Франция, Великобритания, Греция, Израиль, Индия, Корея, Литва, Нидерланды, Турция, Тайвань, Украина, США, Румыния, Португалия и Россия). Программа QB50 со своей стороны финансирует 75 % затрат, университеты, помимо собственно участия в разработке спутника, софинансируют проект.

Известны и интересны планы взаимодействия российского и китайского космического сообщества по тематике МКА. Соответствующая программа реализуется, в частности, в рамках Ассоциации технических университетов России и Китая (АТУРК). В Программе запуска малых спутников АТУРК принимают участие 10 университетов: МГТУ им. Н.Э. Баумана, МАИ, Самарский аэрокосмический университет, Амурский государственный университет, Уральский федеральный университет, Harbin Institute of Technology, Northwestern Polytechnical University, Beihang University, Nanjing University

of Aeronautics and Astronautics и Xi'an Jiaotong University. Предполагается, что первый российско-китайский студенческий спутник Partner будет запущен в 2020 г.

В 2007 г. Комитетом ООН по мирному использованию были сформулированы Руководящие принципы Комитета ООН по использованию космического пространства в мирных целях по предупреждению образования космического мусора [13], где основной упор делается на «профилактических мерах», позволяющих свести к минимуму образование мусора при штатной и нештатной эксплуатации космических аппаратов. В части микро- и наноспутников активно обсуждаются различные решения, позволяющие радикально ускорить их сход с орбиты, в том числе – различные электродинамические и «парусные» схемы. Хороший обзор приведен в работе [14].

В целом вопросы специального нормативного правового регулирования сферы создания и применения малых космических аппаратов (в силу их доступности и повышенного «мусорного» потенциала) периодически поднимаются (уже в 2015 г. IASDCC выпустил меморандум, посвященный проблематике создания многоспутниковых прикладных группировок [15]), но в настоящий момент соответствующий международный консенсус еще не сформирован, и прежде всего – в силу двойственного характера самой проблемы, отсутствия общего понимания целесообразности или нецелесообразности ограничений или дополнительного регулирования (включая формирование разрешительного международного режима запусков) «микроспутниковой» деятельности на современном этапе развития космической деятельности в целом. Интересный обзор на эту тему представлен в работе [16].

По мнению российской компании «Лин Индастриал» – разработчика сверхлегкого носителя «Таймыр», – существует три основных причины, по которым дорогие «индивидуальные» запуски могут оказаться предпочтительнее групповых или попутных [17]. Во-первых, при групповых запусках срок запуска полностью определяется графиком готовности основной полезной нагрузки, и малый КА, сколь бы он ни был ценен, например, для операторов многоспутниковой прикладной системы, как правило, вынужден «ждать у моря погоды». Во-вторых, орбита запуска определяется тоже потребностями основного аппарата. В-третьих, существуют технические ограничения –

например, как правило, для попутных запусков не разрешается использовать на малых КА так называемые «высокоэнергетические» устройства – химические ракетные двигатели, пиросредства, баллоны со сжатыми газами. В конечном итоге разработчики сверхмалых ракет сравнивают свои перспективные услуги с услугами такси – по сравнению с перевозками автобусом или троллейбусом, которые, несомненно, дешевле. Отметим, что именно сложившаяся к началу 2010-х гг. ситуация позволяет существовать подобной системе аргументации наряду с обнародованием планов развертывания прикладных микроспутниковых группировок, «ракетный бизнес» стал привлекательным – хотя бы теоретически! – для команд-стартапов и приверженцев «Космоса 2.0». В этом смысле ситуация является в определенном смысле «самораскручивающейся»: микроспутниковые проекты вдохновляют частный бизнес на анонсирование все новых проектов специализированных средств выведения, а инициаторы новых микроспутниковых проектов ссылаются на грядущее радикальное снижение пусковых услуг в том числе и за счет выхода на рынок нынешних «ракетных стартапов». Как положено, в данном случае критерием истины выступит практика – нужно подождать несколько лет.

Применение сверхширокополосных сигналов и эффекта синтеза апертуры за счёт движения Земли, перемещения космических, воздушных летательных аппаратов позволяет получить радиолокационное изображение (РЛИ) пространственно-распределённой цели (ПРЦ), характеризующееся достаточно высокой разрешающей способностью, при которой наблюдатель имеет возможность решать задачу классификации и распознавания названных ПРЦ.

Проблема классификации радиолокационных изображений ПРЦ, формируемых с помощью таких средств наблюдения, является частной задачей классической теории распознавания образов – ведущего научного направления современного естествознания, сложившегося и интенсивно развивающегося в течение последних десятилетий.

Фундаментальные основы статистической теории распознавания заложены в трудах Т. Андерсона [18], А.А. Харкевича [19], Г.С. Себастиана [20], М.М. Бонгарда [21] и др. Современное состояние этой теории подробно отражено в работах В.Н. Вапника и А.Я. Червоненкиса [22], Р. Дуды и П. Хафа [23], В.А. Ковалевского [24], Дж. Ту и Р. Гонсалеса [25], А.Л. Горелика [26, 27] и других авторов [28, 29].

Пространственно-распределенная цель представляет собой совокупность центров стабильного отражения («блестящих точек») и большого числа статистически однородных отражателей, равномерно распределенных по поверхности цели. В качестве модели последних может быть принята абсолютно шероховатая поверхность, отражения от которой образуют так называемую диффузионную составляющую сигнала.

Количество, положение и ЭПР центров стабильного отражения остаются практически постоянными при изменении ракурса цели на несколько градусов.

Примерами пространственно-распределённых целей могут служить радиолокационные изображения надводных кораблей, полученных космической РЛС с синтезированной апертурой.

На рис. 2.5 представлены РЛИ надводных кораблей для различных условий наблюдения [30, 31] при разрешающей способности РСА – верхний ряд – 15 м и нижний ряд – 35 м; ракурсе наблюдения 283° (А–В), 315° (Г–Е) и 270° (Ж–И); отсутствии качки (А, Г, Ж) и наличии боковой качки 10° на сторону (Б и Д) и 15° на сторону (В и Е), а также при совместном воздействии килевой качки и рысканья $\pm 7^\circ$ (З, И), где R – это направление по дальности, X – направление по азимуту.

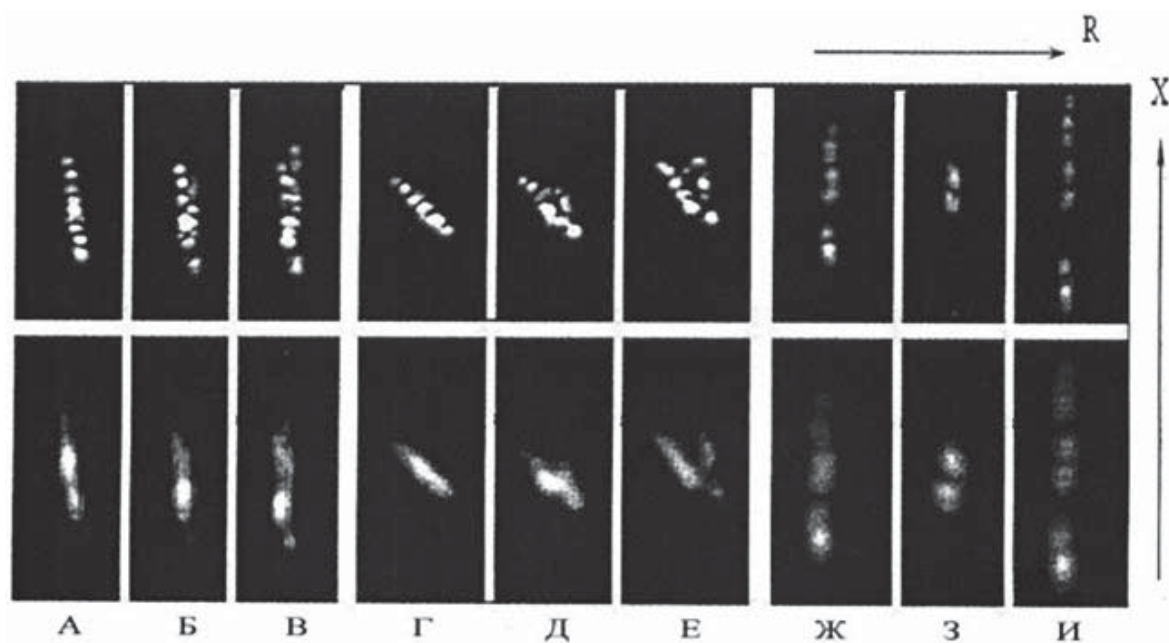


Рис. 2.5. Примеры РЛИ пространственно-распределенных целей (надводных кораблей)

Формулировка существа проблемы заключается в том, чтобы, располагая исходным множеством объектов классификации и заданным априори принципом разделения этого множества на классы, распознающий автомат (РА) в соответствии с оптимальным или близким к нему алгоритмом сформировал из наблюдаемых данных вектор признаков $L = \{l_1, \dots, l_k\}$ и в соответствии с эффективным решающим правилом разделил пространство признаков таким образом, чтобы, в лучшем случае, с максимальной, а в худшем случае, с заданной вероятностью определить класс очередного обнаруженного объекта. При этом общая постановка задачи классификации объектов радиолокационного наблюдения может быть сформулирована следующим образом.

Пусть задано множество B объектов различных типов. Система классификации состоит из P радиолокационных средств, содержащих РА. В каждом из таких РА используется множество радиолокационных сигналов S , на базе которых образуется множество признаков распознавания и множество правил принятия решения о классе наблюдаемого объекта K . Кроме того, введем множество параметров x , связанных с объектом и условиями его наблюдения, причем часть названных параметров x могут быть измерены РА, а часть параметров x_0 не измеряются в процессе решения задачи классификации, но существенным образом влияют на ее эффективность, которая оценивается с помощью некоторого критерия $\mathcal{E}\{\cdot\}$.

Если стоимость создания системы классификации C , а общие ассигнования – C_0 , то формально решение задачи сводится к отысканию экстремума функционала:

$$\mathcal{E}\{P, S, L, K, x/B\} \quad (2.1)$$

при ограничении

$$C \leq C_0. \quad (2.2)$$

Точные методы решения этой задачи неизвестны, что, вообще говоря, достаточно естественно в связи с чрезвычайно общим характером ее постановки. Разумной альтернативой может служить переход к более частной конкретной задаче с учетом реальных условий, связанных с особенностями решаемой проблемы. При рассматриваемой в работе классификации ПРЦ следует учесть некоторые ограничения, а именно, выраженный статистический характер проблемы, связанный

с природой наблюдаемых данных и практической невозможностью решения электродинамической задачи, определяет целесообразность использования вероятностных признаков, отказываясь от детерминированного, логического и структурного подходов [32].

Указанные ограничения определяют методологию подхода к решению задачи классификации ПРЦ. При использовании любого из известных статистических критериев вектор оптимальных признаков L должен быть образован на основе коэффициентов правдоподобия Δ_1, Δ_M (где M – число классов) – достаточных статистик, а разбиение пространства решения на области, соответствующие каждому из классов, производится гиперплоскостями (причем, коэффициентами в уравнениях таких плоскостей служат в общем случае элементы матрицы стоимостей).

При полной априорной определенности о распознаваемых классах и условиях наблюдения, а также отсутствии технических ограничений на этом проблема была бы исчерпана. Однако при практическом использовании РА оба названных требования далеки от реальности. В первую очередь это связано с наличием множества мешающих параметров χ , которое делится на два подмножества: x – подмножество принципиально не измеряемых параметров и x_0 – подмножество параметров, оцениваемых по наблюдаемым данным.

Если $U(t)$ – вектор-функция наблюдаемых данных, то эффективные признаки следует искать, отталкиваясь от коэффициентов правдоподобия:

$$L_{ij} = \frac{P \{ U(t) / \bar{x}_0, \bar{x}_i, B_j \}}{P \{ \bar{U}(t) / B=0 \}}, \quad (2.3)$$

где $P \{ \bullet \}$ – условный функционал плотности вероятности для реализации $U(t)$;

x_0 – вектор оценок измеряемых параметров;
 x_i – i -я комбинация неизвестных параметров;
 B_j – указание на наличие цели j -го класса (при $B = 0$ цель отсутствует).

Следует заметить, что размерность вектора L становится чрезвычайно большой в связи с континуальным в общем случае характером вектора x . С другой стороны, при его формировании возникает ряд проблем алгоритмического и технического характера. И, наконец, существующая в современных условиях база данных о радиолокацион-

ных портретах (РП) ПРЦ обычно настолько мала, что не позволяет говорить о достаточно достоверных сведениях о подавляющем большинстве индивидуальных характеристик, конструктивных и геометрических особенностей ПРЦ. Последнее обстоятельство не позволяет получить вектор с составляющими компонентами типа (2.3) и использовать их для классификации.

В связи с этим применяется следующая методология отыскания признаков. Названный вектор ищется на основе выражений для достаточных статистик в предположении о том, что РП и условия наблюдения заданы. После отыскания этих признаков они последовательно модифицируются с тем, чтобы полностью учесть имеющуюся априорную информацию с одновременным отказом от учета тех структурных и алгоритмических особенностей, которые недоступны на этапах проектирования и начальной боевой эксплуатации РА. В тоже время полученные алгоритмы не исключают, а напротив, предусматривают адаптацию к новым данным о РП и условиям наблюдения, полученным при опытной и боевой эксплуатации систем МКРЦ. Аналогичный подход реализуется и по отношению к решающим правилам.

Ряд конкретных решений задачи классификации ПРЦ приведён в работах [33–36].

Литература к главе 2

1. Анпилогов В.Р. Малые спутники связи на геостационарной орбите – аргументы «за» и «против» // Технологии и средства связи. Специальный выпуск «Спутниковая связь и вещание-2000». – 1999. – № 6-2.
2. Анпилогов В.Р. Малые спутники на ГСО. Обзор и анализ российских проектов // Технологии и средства связи. – 2000. – № 6.
3. Ефремов А.Г., Витер В.В. и др. Малые спутники в сетях связи и вещания // Технологии и средства связи. – 2000. – № 1.
4. Буравин А.Е. Малые спутники связи на геостационарной орбите: ниша и перспективы // Технологии и средства связи. – 2006. – № 3. – С. 82–85.
5. Прохоров Ю.В. Малые спутники на ГСО / Международная конференция VSAT Forum 2006, 25–26 октября. – М., 2006.
6. 2016 Nano/Microsatellite Market Forecast. [online]. Доступ через: <http://spaceworksforecast.com>.

7. Анпилогов В.Р. Эффективность низкоорбитальных систем спутниковой связи на основе малых космических аппаратов // Технологии и средства связи. – 2015. – №4. – С. 62–67.

8. Paul R. Anderson and Lucy Bar-tamian. Growth Trends in Communication Satellites and the Impact on Satellite System Architecture, The Aerospace Corporation, 26th International Communications Satellite Systems Conference (ICSSC). 10–12 June 2008, San Diego, CA, AIAA 2008-5440.

9. Анпилогов В.Р. Спутниковые системы массового обслуживания в Ка-диапазоне // Технологии и средства связи. Специальный выпуск «Спутниковая связь и вещание-2011». – 2010. – №6-2. – Приложение 2. – С. 96–98.

10. Рытенкова О. Развитие новых трендов в области фиксированной спутниковой связи // Технологии и средства связи. – 2015. – №3. – С. 52–62.

11. Анпилогов В.Р. и др. Многоспутниковые системы LEO-HTS: «подрывная инновация» в области спутниковой связи или мыльный пузырь? // Технологии и средства связи. Специальный выпуск «Спутниковая связь и вещание-2016». – 2015. – №6-2. – С. 14–26.

12. Application for Satellite Space Station Authorizations. File Number: SAT LOA 20161115 00118. [online]. Доступ через: http://licensing.fcc.gov/myibfs/download.do?attachment_key=1158354.

13. Руководящие принципы Комитета по использованию космического пространства в мирных целях по предупреждению образования космического мусора (2007 г.). [online]. Доступ через: http://www.un.org/ru/documents/decl_conv/conventions/space_de-bris.shtml.

14. Трофимов С.П. Увод малых космических аппаратов с низких околоземных орбит: дис. ... канд. физ.-мат. наук: 01.02.01. – М, 2015. С. 125.

15. IADC-15-03 February 2016 IADC Statement on Large Constellations of Satellites in Low Earth Orbit. [online]. Доступ через: <http://www.iadc-on-line.org/Documents/IADC-15-3%20Megaconstellation%20Statement.pdf/>.

16. Kosenkov I., Stelmakh-Drescher O. Capacity-Building of the International Legal Framework for Mitigating Consequences from Non-Operational Small Satellites: Advancing Space Law Towards Newspace Paradigm // A paper for the 67-th International Astronautical Congress. – Guadalajara, Mexico. – September 26–30, 2016. IAC-16, E7, 1, 6, 33757.

-
17. Малая РН “Таймыр”. [online]. Доступ через: <https://spacelin.ru/proekty/sverkhlegkayaraketa-taymyr/>.
18. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ / пер. с англ. Б.В. Гнеденко. – М.: Физматгиз, 1963. – 500 с.
19. Харкевич А.А. Избранные труды: в 3 т. Т. 3. Теория информации. Опознавание образов. – М.: Наука, 1973. – 524 с.
20. Себастиан Г.С. Процессы принятия решений при распознавании образов / пер. с англ. Ивахненко. – Киев: Техника, 1965. – 152 с.
21. Бонгард М.М. Проблема узнавания. – М.: Наука, 1967. – 320 с.
22. Вапник В.Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974. – 616 с.
23. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт; пер. с англ. В.Л. Стефанюка. – М.: Мир, 1976. – 511 с.
24. Ковалевский В.А. Методы оптимальных решений в распознавании изображений. – М.: Наука, 1976. – 328 с.
25. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес; пер. с англ. М. Журавлева. – М.: Мир, 1978. – 412 с.
26. Селекция и распознавание на основе локационной информации / под ред. А.Л. Горелик. – М.: Радио и связь, 1990. – 236 с.
27. Горелик А.Л. Методы распознавания / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин. – М.: Высшая школа, 1984. – 208 с.
28. Достовалов М.Ю., Лифанов А.С., Мусинянц Т.Г. Система автоматизированного распознавания объектов на основе исследования радиолокационных портретов по изображениям РСА КОМПАКТ-100 // Исследования Земли из космоса. – 2005. – № 1.
29. Diemunsch J., Wissinger J. MSTAR model-based automatic target recognition: search technology for a robust ATR. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V, E. Zeinio, Eds. // Proceedings of SPIE. – 1998. – Vol. 3370.
30. Каталог изображений Земли. Продукция космического аппарата «Алмаз-1». ОАО «НПО машиностроения». Вэб-сайт <http://almaz1.ru/>
31. Дикинис А.В., Иванов А.Ю., Карлин Л.Н., Неронский Л.Б. и др. Атлас аннотированных радиолокационных изображений морской поверхности, полученных космическим аппаратом «Алмаз – 1». – М.: ГЕОС, 1999.

32. Благовещенский С.Н. Справочник по динамике и статике корабля: в 2 т. / С.Н. Благовещенский, А.Н. Холодили. – Л.: Судостроение, 1975. Т. 2. – 176 с.

33. Доросинский Л.Г. Классификация пространственно-распределенных объектов по данным РЛС бокового обзора / Л.Г. Доросинский, Т.М. Лысенко // Радиотехника. – 1996. – № 3. – С. 8-12.

34. Доросинский Л.Г. Исследование алгоритмов распознавания радиолокационных изображений распределённых объектов. 23-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии». Севастополь, 8–18 сентября 2013 г.

35. Доросинский Л.Г. Синтез и анализ алгоритмов классификации радиолокационных сигналов 23-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии». Севастополь, 8–18 сентября 2013 г.

36. Доросинский Л.Г. Синтез алгоритма распознавания классов радиолокационных сигналов. 24-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии». Севастополь, 7–13 сентября 2014 г.

37. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.

38. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

3. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ ПО ДАННЫМ КОСМИЧЕСКОЙ РЛС БОКОВОГО ОБЗОРА С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ

3.1. Математическая модель цели и отражённого сигнала при решении задач распознавания пространственно-распределённых целей в космических РЛС с синтезированной апертурой

Синтез оптимального алгоритма классификации пространственно-распределённых целей (ПРЦ) по данным космического мониторинга земной и/или водной поверхности традиционно начинается с задания математической модели собственно цели и отражённого от неё сигнала. Процесс оптимальной обработки естественным образом содержит в качестве первичного алгоритма процедуру формирования, так называемого, радиолокационного изображений (РЛИ). Названное РЛИ вычисляется в результате сжатия широкополосного импульсного сигнала, обеспечивающего достаточно высокое разрешение по дальности и соответствующее сжатие азимутального сигнала путём когерентного накопления отражённых сигналов вдоль траектории полёта ЛА, реализующего синтез искусственного раскрыва антенны [1].

Основой синтеза является вычисление вектора достаточных статистик – суть отношений правдоподобия относительно ПРЦ каждого из возможных классов. Получение достаточной статистики в первую очередь требует записи математической модели как собственно ПРЦ, так и отражённого от неё сигнала.

Относительное размещение ПРЦ и носителей РСА показано на рис. 3.1, где введены две системы координат: основная неподвижная $OXYZ$ и вспомогательная $oxuz$, связанная с геометрическими осями цели.

Отражающие свойства наблюдаемых ПРЦ описаны комплексной функцией отражения $f_k^p(\bar{x})$ k -й ПРЦ при наблюдении его p -й РЛС. В общем случае считаем, что число РЛС совпадает с числом малых спутников, входящих в группировку, и равно P . Радиус-вектор элементарного отражающего участка (точки) во вспомогательной системе координат обозначим, как \bar{x} .

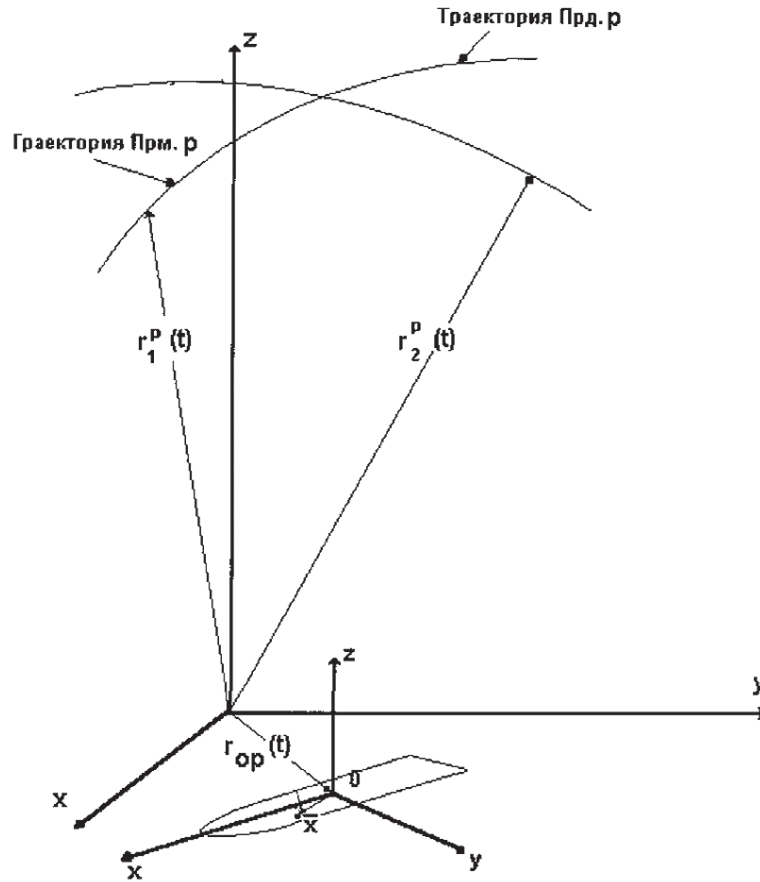


Рис. 3.1. Геометрические соотношения для p -й РЛС системы

Как показано в [1], функция отражения имеет две независимые составляющие – диффузионную $f_k^p(\bar{x})$, связанную с рассеянными отражениями от поверхности цели, и «зеркальную» $f_{k\sigma}^p(\bar{x})$, появление которой вызвано наличием зеркально отражающих элементов конструкции и элементов типа уголкового отражателей. Эта компонента представляет собой математическую модель физической совокупности центров стабильного отражения, условно именуемых «блестящими точками», в то время как первая составляющая представляет собой непрерывную функцию координат. Из высказанных соображений следует традиционное представление функции отражения в виде следующей формулы:

$$f_k^p(\bar{x}) = f_{k0}^p(\bar{x}) + f_{k\sigma}^p(\bar{x}) = f_{k0}^p(\bar{x}) + \sum_{i=1}^{N_{kp}} f_{ki}^p \delta(\bar{x} - \bar{x}_{ki}^p), \quad (3.1.1)$$

где f_{ki}^p – значение комплексной функции отражения для i -й «блестящей точки» k -й цели при наблюдении ее p -й РЛС;

N_{kp} – общее число «блестящих точек» при наблюдении цели k -го класса p -й РЛС;

$\delta(\bar{x})$ – дельта-функция;

\bar{x}_{ki} – радиус-вектор i -й «блестящей точки».

В общем случае следует иметь в виду, что вид функции отражения $f_k^p(\bar{x})$ существенным образом зависит от ракурса наблюдения цели, что не отмечено в (3.1.1) для сокращения записи.

При использовании P РЛС, входящих в группировку малых спутников, объединим функции отражения в p -компонентный вектор

$$\bar{f}_k(\bar{x}) = \bar{f}_{k0}(\bar{x}) + \bar{f}_{k\sigma}(\bar{x}), \quad (3.1.2)$$

где диффузионная составляющая описывается p -мерным гауссовским функционалом плотности распределения вероятностей с нулевым вектором средних значений.

Функции отражения соседних элементарных участков поверхности считаем статистически независимыми. При этом матрица взаимных корреляционных функций компонент вектора $\bar{f}_{k0}(\bar{x})$ может быть представлена в следующем виде:

$$\langle 0,5 \bar{f}_{k0}(\bar{x}) \times \bar{f}_{k0}(\bar{y}) \rangle = \sum_{k0} (\bar{x}) \delta(\bar{x} - \bar{y}). \quad (3.1.3)$$

Матрица $\sum_{k0} (\bar{x})$ в общем случае является эрмитовой, положительно определенной.

При независимых сигналах РЛС каждого спутника матрица вырождается в вещественную диагональную. Когда сигналы всех РЛС, входящих в группировку, абсолютно когерентны матрица $\sum_{k0} (\bar{x})$ вырождается в вещественную с равными элементами, что дает возможность представить ее в виде¹

$$\sum_{k0} (\bar{x}) = \sigma_{k0}^2 (\bar{x}) \bar{e}_0 \bar{e}_0^T, \quad (3.1.4)$$

где $\sigma_{k0}^2 (\bar{x})$ – распределение дисперсии диффузионной составляющей функции отражения по поверхности цели k -го класса;

\bar{e}_0 – p -компонентный вектор-столбец, все элементы которого равны единице.

¹ Такая ситуация принципиально возможна, если спутники настолько близки друг к другу, что отражённые сигналы практически не отличаются друг от друга в разных РЛС.

Для описания статистических свойств отраженных сигналов в литературе, как правило, используются три модели [2]:

- детерминированные отражения;
- для каждой «блестящей точки» амплитуда детерминирована, в то время как фаза случайна и равномерно распределена на интервале $[-\pi, \pi]$;
- для каждой «блестящей точки» отраженный сигнал случаен и подчинен нормальному распределению плотности вероятности с нулевым математическим ожиданием.

При характерном для космических РСА времени наблюдения (менее 1 секунды) диффузионную составляющую можно считать квазидетерминированной, то есть случайной, но не изменяющейся за время наблюдения. Аналогичное предположение может быть высказано относительно функций отражения для «блестящих точек». При этом основным отличием «блестящих точек» от диффузионной составляющей функции отражения является их дискретный характер. Кроме того, суммарная ЭПР «блестящих точек» обычно предполагается много большей ЭПР поверхности цели и составляет до 80% всей ЭПР цели [3]. Далее предполагаем, что функция отражения нормирована к суммарной ЭПР k -й цели таким образом, что выполняется равенство:

$$\iint \langle 0,5 \rangle f_k^p(\bar{x}) f_k^{p*}(\bar{y}) d\bar{x} d\bar{y} = 1. \quad (3.1.5)$$

Считая радиолокационные станции для каждого элемента системы наблюдения бистатическими (передающая РЛС и принимающая РЛС образуют пару, расположенную на двух спутниках), запишем принимаемый сигнал в виде p -компонентного вектора комплексных амплитуд:

$$\begin{aligned} \bar{U}(t) = U_{Kh} \int_{\Omega_k} \dot{f}_k^p(\bar{x}) \frac{g_{1p}(\bar{x}, t) g_{2p}(\bar{x}, t)}{r_{1p}(\bar{x}, t) r_{2p}(\bar{x}, t)} \dot{s}_p \left\{ t - [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)]/c \right\} \times \\ \times \exp \left\{ -jk_p [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)] \right\} d\bar{x} + N_p(t). \end{aligned} \quad (3.1.6)$$

где $g_{1p}(\bar{x}, t)$, $g_{2p}(\bar{x}, t)$ – значения нормированных диаграмм направленности передающей и приемной антенн p -й РЛС в направлении точки цели \bar{x} в момент времени t ;

$r_{1p}(\bar{x}, t)$, $r_{2p}(\bar{x}, t)$ – текущее значение дальности от передатчика и приемника p -й РЛС до точки \bar{x} цели;

$s_p(t)$ – комплексная амплитуда модулирующей функции зондирующего сигнала p -й РЛС, которую в дальнейшем считаем импульсной с длительностью импульса τ_p и периодом повторения T_p и нормированной таким образом, что выполняется условие:

$$\frac{1}{\tau_p} \int |s_p(t)|^2 dt = 1, \quad (3.1.7)$$

где $N_p(t)$ – комплексная амплитуда аддитивного шума радиолокационного тракта для p -й РЛС;

$k_p = 2\pi/\lambda$ – волновое число.

Время наблюдения цели каждой РЛС системы ограничено и равно $T_{\text{оп}}$.

С учетом нормировок (3.1.5) и (3.1.7) вещественный множитель U_{kp} имеет вид [4]:

$$U_{kp} = \sqrt{\frac{2P_{po} \lambda_p^2 G_{1p} G_{2p}}{(4\pi)^3}} (\sigma_{k\varepsilon}^p)^2, \quad (3.1.8)$$

где P_{po} – импульсная мощность зондирующего сигнала p -й РЛС;

G_{1p}, G_{2p} – коэффициенты направленного действия (КНД) передающей и приемной антенн p -й РЛС;

$\sigma_{k\varepsilon}^p$ – суммарная ЭПР k -й цели при приеме сигнала p -й РЛС.

Введем диагональные матрицы размерности $p \times p$:

$$\begin{aligned} G(\bar{x}, t) &= \text{diag} [G_1(\bar{x}, t), G_2(\bar{x}, t), \dots, G_p(\bar{x}, t)], \\ S(\bar{x}, t) &= \text{diag} [S_1(\bar{x}, t), S_2(\bar{x}, t), \dots, S_p(\bar{x}, t)], \\ E(\bar{x}, t) &= \text{diag} [E_1(\bar{x}, t), E_2(\bar{x}, t), \dots, E_p(\bar{x}, t)], \end{aligned} \quad (3.1.9)$$

$$U_k = \text{diag} [U_{k1}, U_{k2}, \dots, U_{kp}];$$

$$G_p(\bar{x}, t) = \frac{g_{1p}(\bar{x}, t) g_{1p}(\bar{x}, t)}{r_{1p}(\bar{x}, t) r_{1p}(\bar{x}, t)}; \quad (3.1.10)$$

$$S_p(\bar{x}, t) = s_p \left\{ t - [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)] / c \right\}; \quad (3.1.11)$$

$$E_p(\bar{x}, t) = \exp \left\{ -jk_p [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)] / c \right\}. \quad (3.1.12)$$

Используя (2.1.2), вектор комплексных амплитуд представим в виде суммы:

$$\bar{U}(t) = \bar{U}_{k0}(t) + \bar{U}_{k\sigma}(t) + \bar{N}(t), \quad (3.1.13)$$

где
$$\bar{U}_{k0}(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k0}(\bar{x}) d\bar{x}; \quad (3.1.14)$$

$$\bar{U}_{k\sigma}(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k\sigma}(\bar{x}) d\bar{x}. \quad (3.1.15)$$

$$N(t) = \{N_1(t), N_2(t), \dots, N_p(t)\} \quad (3.1.16)$$

Компоненты шума (3.1.16) будем считать гауссовскими белыми и статистически независимыми между собой. Вектор $N(t)$ учитывает, как шумы приемников радиолокационных станций, так и сигналы, отраженные статистически однородной подстилающей поверхностью.

Из (3.1.6) следует, что для полного описания принимаемых сигналов необходимо в явном виде знать зависимость дальностей r_1 и r_2 от координат отражающей точки и текущего времени.

На рис. 3.1 движения носителей передающей (Прд.р) и приемной (Прм.р) частей p -й РЛС описываются в основной системе координат $OXYZ$ радиус-векторами $\bar{r}_1^p(t)$ и $\bar{r}_2^p(t)$. Движение центра масс наблюдаемой цели характеризуется радиус-вектором $r(t)$. Для описания движения произвольной точки \bar{x} цели относительно центра масс в основной системе координат используем вектор $\bar{\rho}_p(\bar{x}, t)$. В произвольный момент времени t связь векторов $\bar{\rho}_p(\bar{x}, t)$ и \bar{x} задается выражением [1]:

$$\bar{\rho}_p(\bar{x}, t_i) = A_p(t_i) \bar{x}, \quad (3.1.17)$$

где $A_p(t_i)$ – матрица поворота осей вспомогательной системы координат относительно основной системы $OXYZ$ в момент t_i .

Без учета смещения носителей приемной и передающей частей РЛС за время распространения сигнала до цели и обратно искомые зависимости описываются выражениями:

$$r_{1p}(\bar{x}, t) = |\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_1^p(t)|; \quad (3.1.18)$$

$$r_{2p}(\bar{x}, t) = |\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_2^p(t)|. \quad (3.1.19)$$

Поскольку формулы (3.1.18) и (3.1.19) отличаются только индексами, то дальнейшие выкладки выполнены лишь для первой из них.

Разложим (3.1.18) в ряд Тейлора в окрестности точки t_{0p} , соответствующей середине интервала наблюдения цели p -й РЛС

$$r_{1p}(\bar{x}, t) = r_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) + \sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{i!} r_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot (t - t_{0p})^i, \quad (3.1.20)$$

где $r_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p})$ – значение i -й производной функции $r_{1p}(\bar{x}, t)$ по времени в момент $t = t_{0p}$.

Используя правила дифференцирования векторов и их модулей, получим выражения для первых четырех производных:

$$r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) = \bar{e}_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{v}_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.21)$$

$$r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p}) = \frac{|\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|^2 - |r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p})|^2}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.22)$$

$$r_{1p}^{(3)}(\bar{x}, t_{0p}) = 3 \frac{\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) - r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p})}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{W}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.23)$$

$$r_{1p}^{(4)}(\bar{x}, t_{0p}) = 3 \frac{|\bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|^2 - |r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p})|^2}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + 4 \frac{\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{W}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) - r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot r_{1p}^{(3)}(\bar{x}, t_{0p})}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{B}_{1p}(\bar{x}, t_{0p});$$

$$\bar{e}_{1p}(x, t_{0p}) = \frac{\bar{r}_{0p}(t_{0p}) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t_{0p}) - \bar{r}_1^p(t_{0p})}{|\bar{r}_{0p}(t_{0p}) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t_{0p}) - \bar{r}_1^p(t_{0p})|}; \quad (3.1.25)$$

– единичный вектор визирования точки \bar{x} в момент времени t ,

$$\bar{V}_{1p}(x, t) = \frac{d}{dt} [\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_1^p(t)]; \quad (3.1.26)$$

$$\bar{A}_{1p}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{V}_{1p}(x, t)]; \quad (3.1.27)$$

$$\bar{W}_{1p}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{A}_{1p}(x, t)]; \quad (3.1.28)$$

$$\bar{B}_{1p}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{W}_{1p}(x, t)]. \quad (3.1.29)$$

Полученные соотношения достаточно компактны и при наличии данных о параметрах траекторий движения носителей РЛС и цели могут быть использованы для решения задач синтеза и анализа алгоритмов обнаружения, измерения параметров и классификации ПРЦ.

3.2. Многоальтернативная проверка гипотез относительно различных классов ПРЦ при их наблюдении совокупностью космических радиолокационных средств

Определим класс наблюдаемой ПРЦ методом максимального правдоподобия. Для этого запишем условную плотность вероятности наблюдать вектор $\bar{U}(t)$ при наличии ПРЦ k -го класса. Общее число возможных классов считаем равным M , Гипотеза с номером $(M + 1)$ соответствует наблюдению только фона (ПРЦ отсутствует).

При точно известных параметрах, характеризующих условия наблюдения, оптимальная обработка сводится к вычислению отношений правдоподобия для всех M гипотез $l_k[\bar{U}(t)] = \ln\{L_k[\bar{U}(t)]\}$, и выбора того номера k , при котором $l_k[\bar{U}(t)]$ максимально.

Достаточная статистика для принятия решения представляет собой вектор, составленный из отношений правдоподобия для каждой из M конкурирующих гипотез. Логарифм отношения правдоподобия для k -й гипотезы при отсутствии флуктуаций сигналов, отраженных «блестящими точками», может быть записан в виде [6]:

$$l_k[\bar{U}(t)] = \left\{ 0,5 \iint \bar{U}^*(t) Q_0(t, u) \bar{U}(u) dt du - \right. \\ \left. - \iint [\bar{U}^*(t) - \bar{U}_{k\sigma}^*(t)] Q_k(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] dt du - \ln(K_0/K_k) \right\}, \quad (3.2.1)$$

где K_0 и K_k – нормирующие коэффициенты функционалов плотности распределения вероятностей для случаев наблюдения только шума и k -й цели на фоне шума;

$Q_0(t, u)$, $Q_k(t, u)$ – комплексные матрицы, обратные матрицам взаимной корреляции принимаемого вектора $\bar{U}(t)$ для гипотез о наблюдении только шума $R(t, u)$ и k -й цели на фоне шума $R_k(t, u)$.

Поскольку шум и диффузионная составляющая принимаемого сигнала $\bar{U}_{k0}(t)$ являются независимыми случайными процессами, то

$$R_k(t, u) = R_{k0}(t, u) + R_0(t, u), \quad (3.2.2)$$

$$\text{где} \quad R_{k0}(t, u) = \langle 0,5 \bar{U}_{k\sigma}(t) + \bar{U}_{k\sigma}^*(u) \rangle \quad (3.2.3)$$

– матрица корреляционных функций диффузионных составляющих вектора принимаемого сигнала.

Для определения вида матриц $Q_0(t, u)$ и $Q_k(t, u)$ следует воспользоваться интегрально-матричными уравнениями обращения:

$$\int R_0(t, u) Q_0(u, v) du = I \delta(t - v); \quad (3.2.4)$$

$$\int R_k(t, u) Q_k(u, v) du = I \delta(t - v), \quad (3.2.5)$$

где I – единичная диагональная матрица.

Для последнего слагаемого в (3.2.1) справедливо равенство:

$$\ln(K_0/K_k) = Sp \int_0^1 \frac{dA}{A} \iint R_0(t, u) Q_{Ak}(u, t) dt du, \quad (3.2.6)$$

где $Q_{Ak}(u, t)$ – решение интегрально-матричного уравнения:

$$\iint [R_0(t_1, u) + AR_{k0}(t_1, u)] Q_{Ak}(u, v) R_0(v, t_2) dv = AR_{k0}(t_1, t_2). \quad (3.2.7)$$

При условии, что шум радиолокационного тракта «белый» с диагональной матрицей спектральных плотностей N_0 выражения (3.2.4)–(3.2.7) упрощаются:

$$Q_0(t, u) = N_0^{-1} \delta(t, u); \quad (3.2.8)$$

$$\int R_{k0}(t, u) Q_k(u, v) du + N_0 Q_k(t, v) = I \delta(t - v); \quad (3.2.9)$$

$$\ln(K_0/K_k) = Sp \int \frac{dA}{A} \int N_0 Q_{Ak}(t, t) dt; \quad (3.2.10)$$

$$N_0 Q_{Ak}(t, v) N_0 + A \int R_{k0}(t, u) Q_{Ak}(u, v) N_0 du = AR_{k0}(t, v). \quad (3.2.11)$$

Пользуясь рекомендациями [6], ищем матрицу $Q_k(t, u)$ в виде

$$Q_k(t, u) = N_0^{-1} [I \delta(t - u) - Q_{k0}(t, u)]. \quad (3.2.12)$$

В этом случае равенство (2.9) преобразуется следующим образом:

$$\int R_{k0}(t, u) N_0^{-1} Q_{k0}(u, v) du + Q_{k0}(t, v) = R_{k0}(t, v) N_0^{-1}. \quad (3.2.13)$$

Сравнение (2.2.11) с (2.2.13) показывает, что матрица $Q_{k0}(t, u)$ может быть найдена путем решения (2.2.11) при $A = 1$, т. е.

$$Q_{k0}(t, u) = N_0 Q_{Ak}(t, u)|_{A=1}. \quad (3.2.14)$$

Подставляя (2.2.8) в (2.2.1), получим:

$$I_k [\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint [\bar{U}^*(t) - \bar{U}_{k\sigma}^*(t)] N_0^{-1} Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] dt du - \right. \\ \left. - \int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}_{k\sigma}(t) dt + 2Re \left[\int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}(t) dt \right] - \ln(K_0/K_k) \right\}. \quad (3.2.15)$$

Из (3.2.15) и рис. 3.2 следует, что алгоритм формирования отношения правдоподобия $l_k [\bar{U}(t)]$ содержит два канала. В первом из них вычисляется корреляция принимаемой реализации вектора $\bar{U}(t)$, нормированного к мощности шумов, с вектором ожидаемого сигнала, порожденного «блестящими точками» k -й цели $\bar{U}_{k\sigma}(t)$. Во втором канале разностный сигнал $\bar{U}(t) - \bar{U}_{k\sigma}(t)$ коррелируется с вектором

$$\int Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] du,$$

который представляет собой оценку диффузионной составляющей принимаемого сигнала в предположении о наблюдении k -й цели.

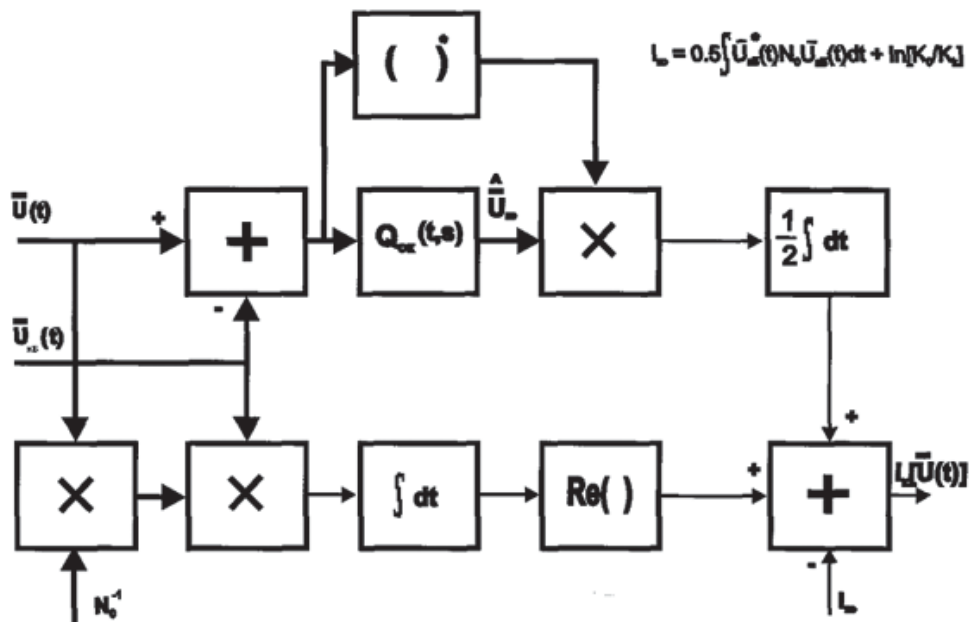


Рис. 3.2. Вариант структурной схемы устройства формирования логарифма отношения правдоподобия

Дальнейшая конкретизация алгоритма формирования логарифма отношения правдоподобия и структуры реализующего его устройства возможна лишь при определении матриц $Q_{Ak}(t, u)$ и $Q_{k0}(t, u)$, для чего необходимо решить уравнение (3.2.11). Прежде всего выясним вид корреляционной функции $R_{k0}(t, u)$. Используя (3.2.14) и (3.2.3), получим:

$$\begin{aligned} R_{k0}(t, u) &= 0,5 \bar{U}_{k\sigma}(t) + \bar{U}_{k\sigma}^*(u) = \\ &= \int_{\Omega_k} U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) \sum_{k0} (\bar{x}) E^*(\bar{x}, t) S^*(\bar{x}, t) G(\bar{x}, t) U_k d\bar{x}. \end{aligned} \quad (3.2.16)$$

Воспользовавшись широко известным приемом [7], будем искать $Q_{Ak}(t, u)$ в виде, аналогичном (3.2.16):

$$Q_{Ak}(t, u) = \iint_{\Omega_k} N_0^{-1} U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y}) \times \\ \times E^*(\bar{y}, u) S^*(\bar{y}, u) G^*(\bar{y}, u) U_k N_0^{-1} d\bar{x} d\bar{y}. \quad (3.2.17)$$

После подстановки (3.2.16, 3.2.17) уравнение (3.2.11) может быть представлено в виде

$$H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y}) + A \sum_{k0} (\bar{x}) U_k N_0^{-1} U_k \int \Psi^0(\bar{x}, \bar{z}) H_{Ak}(\bar{x}, \bar{z}) d\bar{z} = \\ = A \sum_{k0} (\bar{x}) \delta(\bar{x} - \bar{y}), \quad (3.2.18)$$

где введена матрица $(p \times p)$

$$\Psi^0(\bar{x}, z) = \int E^*(\bar{x}, u) S^*(\bar{x}, u) G^*(\bar{x}, u) G(\bar{z}, u) S(\bar{z}, u) E(\bar{z}, u) du. \quad (3.2.19)$$

Подстановка (2.2.17) в (2.2.15) дает следующий результат:

$$I_k[\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint_{\Omega_k} [\bar{F}^*(\bar{x}) - \bar{F}_{k\sigma}^*(\bar{x})] N_0^{-1} U_k H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} \times \right. \\ \times [\bar{F}^*(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}^*(\bar{y})] d\bar{x} d\bar{y} + 2 \operatorname{Re} \left[\int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}(t) dt \right] - \\ \left. - \int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}_{k\sigma}(t) dt - \ln(K_0/K_k) \right\}; \quad (3.2.20)$$

$$H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) = H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y})|_{A=1}; \quad (3.2.21)$$

$$ESG(\bar{x}, u) = E(\bar{x}, u) S(\bar{x}, u) G(\bar{x}, u). \quad (3.2.23)$$

Используя (3.2.15), преобразуем второе и третье слагаемые в фигурных скобках (3.2.20). В результате получим:

$$I_k[\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint_{\Omega_k} [\bar{F}^*(x) - \bar{F}_{k\sigma}^*(x)] N_0^{-1} U_k H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} \times \right. \\ \times [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{x} d\bar{y} + 2 \operatorname{Re} \left[\int \bar{f}_{k\sigma}^*(\bar{x}) U_k N_0^{-1} \bar{F}(\bar{x}) d\bar{x} \right]. \quad (3.2.24)$$

Кратко рассмотрим смысл введенных функций $\Psi^0(\bar{x}, \bar{z})$, $\bar{F}(\bar{x})$ и $\bar{F}_{k\sigma}(\bar{x})$.

Рассмотрим p -ю компоненту вектора $\bar{F}(\bar{x})$. При отсутствии шума с учетом (3.2.6) имеем:

$$\bar{F}_p(x) = U_{kp} \int_{\Omega_k} \Psi_p^0(\bar{x}, \bar{z}) f_k^p(\bar{z}) d\bar{z}. \quad (3.2.25)$$

Оптимальный алгоритм обработки представлен на рис. 3.3.

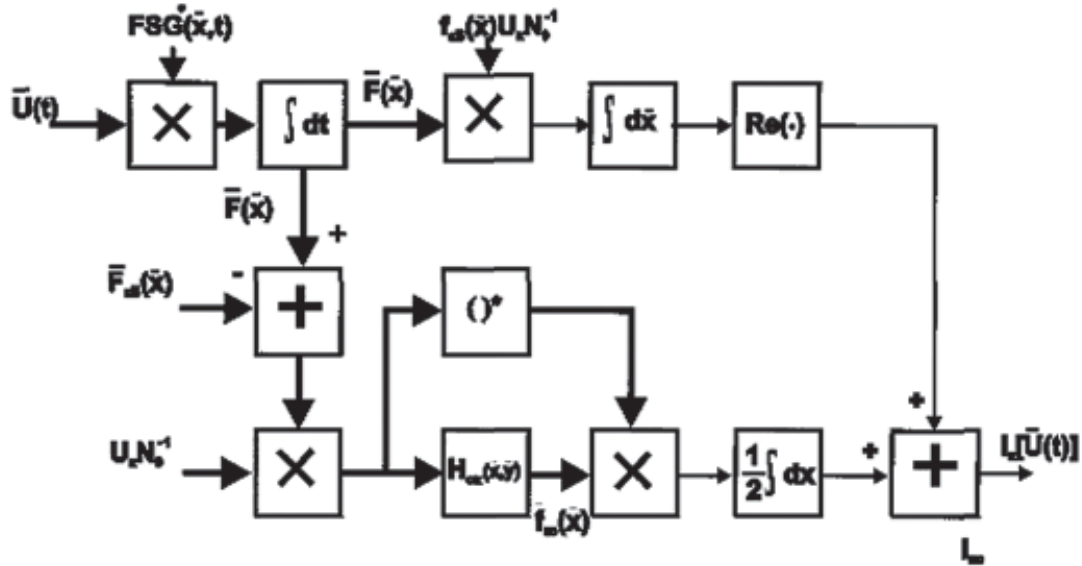


Рис. 3.3. Вариант структурной схемы устройства формирования логарифма отношения правдоподобия

Для выяснения физического смысла интеграла

$$\int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y}$$

умножим его слева на

$$U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t)$$

и проинтегрируем результат по \bar{x} . Учитывая (3.2.14) и (3.2.17), получим:

$$\begin{aligned} U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) \int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y} = \\ = \int Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] du. \end{aligned} \quad (3.2.26)$$

Как уже отмечалось, правая часть (3.2.26) представляет собой оценку диффузионной составляющей принимаемого сигнала в предположении о наблюдении k -й цели. Используя (3.2.14), представим эту оценку в виде:

$$U_{k0}^\epsilon(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k\sigma}^\epsilon(\bar{x}) d\bar{x}, \quad (3.2.27)$$

составляющей функции отражения k -й цели по координатам.

Сравнение (3.2.26) и (3.2.27) приводит к следующему результату:

$$\int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y} = f_{k\sigma}^{\epsilon}(\bar{x}). \quad (3.2.28)$$

Полученный интеграл представляет собой оптимальную оценку диффузионной составляющей функции отражения ПРЦ в предположении о том, что справедлива k -я гипотеза.

Из выполненного синтеза следует, что необходимая для принятия решения информация содержится в комплексных РЛИ наблюдаемых целей. При этом обработка изображения заключается в вычислении корреляций его с детерминированной функцией отражения «блестящих точек» k -й цели $\bar{f}_{k\sigma}(\bar{x})$ и оценкой диффузионной составляющей $\bar{f}_p(\bar{x})$.

Получение полной информации, необходимой для реализации оптимального алгоритма, требует чрезвычайно большого объёма наблюдаемых данных для формирования достоверного «радиолокационного портрета» и практически недостижимо в обозримом будущем, что приводит к необходимости разработки алгоритмов, требующих для своей реализации ограниченного объёма априорной информации, с одной стороны, достаточно информативных, и, с другой стороны, доступных сравнительно неложными средствами

К устойчивым и достоверным сведениям о различиях распознаваемых пространственно-распределённых целей могут быть отнесены:

- а) данные о различиях в размерах (длине и ширине);
- б) данные о различиях в интегральной (общей) ЭПР.

Практически реализуемый «рабочий» алгоритм формирования статистик принятия решения не должен использовать индивидуальные радиолокационные портреты (распределения ЭПР «блестящих точек» и диффузионной составляющей по поверхности цели). Считая распределение ЭПР равномерным, приходим к следующему выражению статистики, которая составляет основу принятия решения по любому статистическому критерию

$$I_k = \int_{\Omega_k(j)} |F(\bar{x})|^2 d\bar{x}, \quad (3.2.29)$$

где подчеркнута зависимость области, занятой целью k -го класса от ракурса его наблюдения φ .

3.3. Адаптивный алгоритм классификации пространственно-распределённых целей по данным радиолокатора с синтезированной апертурой

Не изменяя общей методологии решения задачи классификации ограничимся примером распознавания на 3 класса.

В общем случае при синтезе оптимального алгоритма следует учитывать множество неизмеряемых параметров: амплитудные и фазовые флуктуации, удельная ЭПР и уровень АРУ сигнала, угловые скорости перемещения цели, вращательное движение цели, приводящее к сжатию/расширению РЛИ по координате путевой дальности и многие другие.

Вывод алгоритма произведем при следующих предположениях:

1. РСА перемещается по прямолинейной траектории, использует импульсный широкополосный зондирующий сигнал, причем отсчеты РЛИ различных каналов дальности могут считаться статистически независимыми. В связи с этим все дальнейшие рассуждения проводятся для одного канала дальности.

2. Весь участок поверхности, попадающий в один канал дальности, разбит на отдельные элементарные участки, состоящие, в свою очередь, из большого числа элементарных отражателей. Каждый элементарный участок определяется своей координатой d_i ($i = 1, n$; n – число таких участков) по отношению к центру всей наблюдаемой поверхности. Сигнал, отраженный от такого участка, представляет собой нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и дисперсией $\sigma_m^2(d_i)$, которая зависит от целого ряда параметров, в первую очередь, от типа объекта и индивидуальных особенностей его архитектуры, дальности и ракурса его наблюдения и т. п. При обозначении мощности отраженного сигнала сохранен индекс « m », характеризующий ее зависимость от номера класса объекта.

3. Сигналы, отраженные различными элементарными участками поверхности, созданы физически различными отражателями и поэтому с достаточным основанием могут считаться статистически независимыми.

4. В качестве достаточной статистики, являющейся методологической основой, как выбора признаков, так и алгоритма принятия решения, будет использовано отношение правдоподобия для гипотез о классе объектов.

С учетом принятых предположений комплексная амплитуда сигнала, принимаемого в n -й точке траектории от i -го элементарного участка поверхности цели и/или близлежащей точки подстилающей поверхности с координатой x_i может быть записана в следующем виде:

$$U_l = \sum_{i=1}^N f_n^k(x_i) \exp(-j\varpi_0 \tau_n(x_i)) + N_n, \quad (3.3.1)$$

где ϖ_0 – несущая частота;

$\tau_n(x_i)$ – запаздывание сигнала, принимаемого в n -й точке траектории от i -го элементарного участка наблюдаемой поверхности;

$f_n^k(x_i)$ – комплексная амплитуда сигнала, формируемого i -м элементарным участком поверхности объекта k -го класса в n -й точке приема;

N_n – комплексная амплитуда n -го отсчёта шума. Комплексная амплитуда представляет собой выборочное значение нормальной случайной величины, имеющей следующие статистические характеристики:

$$M \{ f_n^k(x_i) \} = 0; \quad (3.3.2)$$

$$M \{ f_n^k(x_i) f_n^k(x_j) \} = \sigma_k^2(x_i) \delta_{ij}, \quad (3.3.3)$$

где δ_{ij} – символ Кронеккера.

Обозначая расстояние до центра наблюдаемого участка поверхности R_H , запишем величину запаздывания отраженного сигнала от i -го элементарного участка до n -й точки траектории:

$$\tau_n(x_i) = \frac{2}{C} \sqrt{R_H^2 + (r_n - x_i)^2} \approx \frac{2R_H}{C} \left[1 + \frac{(r_n - x_i)^2}{2R_H^2} \right], \quad (3.3.4)$$

где C – скорость света;

r_n – координата n -й точки приема отраженного сигнала.

Обобщая высказанные предположения, сформируем вектор наблюдаемых данных на выходе приемника лоатора:

$$U = \beta f^k + N_{ш}, \quad (3.3.5)$$

где $\beta = (S(x_1), \dots, S(x_n))$ – матрица $(N_H \times n)$, состоящая из векторов:

$$S(x_i) = \| S(x_i^n) \| = \left\| \exp \left(j \frac{2\pi}{\lambda R_H} r_n^2 - j \frac{4\pi}{\lambda R_H} x_i r_n \right) \right\|, \quad (3.3.6)$$

задающих фазовое распределение сигнала, отраженного от i -го элемента поверхности, по точкам синтезируемой апертуры, имеющим координаты r_n ($n = \overline{1, N_{\text{и}}}$);

$N_{\text{и}}$ – число принимаемых импульсов);

$f^k = \|f_i^k\| = \|f_n^k(x_i)\|$ – вектор комплексных амплитуд, размерность которого определяется числом отражающих элементарных участков поверхности;

$N_{\text{ш}}$ – вектор отсчетов шума, имеющего следующие статистические характеристики:

$$M\{N_{\text{ш}}\} = 0, 5M\{N_{\text{ш}}N_{\text{ш}}^{*T}\} = R_{\text{ш}} = \sigma_{\text{ш}}^2 E,$$

где E – единичная матрица;

$\sigma_{\text{ш}}^2$ – дисперсия шума.

Далее запишем отношение правдоподобия:

$$\Delta_k = \frac{p(U/\text{сигнал от цели } k\text{-го класса} + \text{шум})}{P(U/\text{шум})}, \quad (3.3.7)$$

где $P[U/\bullet]$ – условная плотность вероятности наблюдения вектора U при наличии поверхности k -го класса и шума или только шума.

Считая вектор U гауссовским с нулевым математическим ожиданием, что соответствует предыдущим рассуждениям, запишем отношение правдоподобия:

$$\Lambda_k = \frac{1}{|E + \beta Q_k \beta^{*T}|} \exp\left(-0, 5U^{*T} [R_{\text{ш}}^{-1} - R_{\text{ш}k}^{-1}] U\right), \quad (3.3.8)$$

где $R_{\text{ш}k} = \beta Q_k \beta^{*T} + R_{\text{ш}}$;

$$Q_k = \begin{pmatrix} \sigma_{1k}^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{nk}^2 \end{pmatrix} \quad (3.3.9)$$

– матрица мощностей сигналов от каждого из n элементарных участков, входящих в анализируемую поверхность k -го класса.

Учитывая специальный вид матрицы (3.3.9) и используя равенство Вудбери, запишем логарифм отношения правдоподобия в следующем виде:

$$l_k = \ln \Lambda_k = 0, 5U^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \beta [E + Q_k \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \beta]^{-1} Q_k \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} U - \\ - Sp \ln(E + \beta Q_k \beta^{*T}). \quad (3.3.10)$$

Здесь

$$Q_k = \begin{pmatrix} \sigma_{1k}^2 / \sigma_{\text{ш}}^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{nk}^2 / \sigma_{\text{ш}}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} q_{1k} & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & q_{nk} \end{pmatrix} \quad (3.3.11)$$

– диагональная матрица отношений мощностей сигналов от каждого i -го элементарного участка к мощности шума в одном импульсе.

Вводя новый вектор

$$F = \|F_i\| = \frac{1}{\sigma_{\text{ш}}} \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} U = \left\| \frac{1}{\sigma_{\text{ш}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{и}}} U_n \exp \left(-j \frac{2\pi}{\lambda R_{\text{H}}} r_n^2 + j \frac{4\pi}{\lambda R_{\text{H}}} r_n x_i \right) \right\|, \quad (3.3.12)$$

компоненты которого представляют собой отсчеты комплексных амплитуд РЛИ, для достаточной статистики (логарифма отношения правдоподобия) получаем выражение:

$$l_k = \ln \Lambda_k = 0,5 F^{*T} \left(E + Q_k \beta^{*T} \beta \right)^{-1} Q_k F - Sp \ln \left(E + \beta Q_k \beta^{*T} \right). \quad (3.3.13)$$

Считая размер элементарного участка поверхности равным размеру элемента разрешения по азимуту и пренебрегая влиянием соседних участков ($\beta^{*T} \beta \approx N_{\text{и}} E$), получаем выражение достаточной статистики:

$$l_k = \sum_{i=1}^N \frac{q_{ik}}{1 + q_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \sum_{i=1}^N \ln(1 + q_{ik}), \quad (3.3.14)$$

где q_{ik} ($i = 1, \dots, N$; $k = 1, \dots, M$) – отношение сигнал/шум в i -м элементе разрешения после когерентного накопления N отсчетов;

M – число классов.

При известных априори «радиолокационных портретах» (векторах q_{ik}) для каждого из классифицируемых типов поверхностей оптимальный алгоритм классификации состоит в том, чтобы вычислить достаточную статистику для каждого возможного m и выбрать максимальное значение.

$$\hat{k} = \arg \max_k \left\{ - \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{1 + q_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \ln(1 + q_{ik}) \right] \right\}. \quad (3.3.15)$$

К сожалению, подробные «радиолокационные портреты» (РП), как правило, неизвестны практически ни для одной ПРЦ, что приводит к необходимости их оценки на этапе предварительного обучения. Соответственно алгоритм классификации имеет вид:

$$\hat{k} = \arg \min_k \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + \hat{q}_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \hat{C}_k \right\}, \quad (3.3.16)$$

где знак «уголок над символом» обозначает оценку соответствующего параметра на этапе предварительного обучения.

В связи с тем, что достоверная оценка РП представляет собой практически неразрешимую задачу из-за чрезвычайно большого объема факторов, на него влияющих: зависимость РП от условий наблюдения (дальность, ракурс, длина волны, поляризация), погодных и климатических условий, времени суток и времени года, индивидуальных особенностей, конфигурации и электродинамических свойств наблюдаемых объектов. В то же время, очевидно, что в любом случае основой для решения задачи классификации является вектор достаточных статистик

$$l = \|l_k\| = \left\| \sum_{i=1}^N \frac{|F_i|^2}{1 + \hat{q}_{ik}} \right\|, \quad (3.3.17)$$

Поскольку на начальных этапах проектирования говорить о наличии представительного банка РП безусловно преждевременно, для синтеза алгоритма классификации приходится использовать те исходные данные о различии объектов, которые не вызывают сомнений и имеют ясное физическое обоснование. Такими робастными признаками, как показано выше, являются размеры и общая ЭПР. В этом случае при формировании весовых коэффициентов β_{mi} не используется информация о «тонкой» структуре РП, но учитываются априорные сведения об отличии классов объектов по размерам и ориентации областей, занимаемых «портретами» ПРЦ на РЛИ. Названные области, в свою очередь, существенно зависят от условий наблюдения, в частности, оценок наклонной дальности и ракурса.

В этом случае компоненты вектора достаточной статистики вычисляются путем суммирования отсчетов РЛИ в пределах области, зависящей, как от номера конкурирующей гипотезы, так и от ракурса наблюдения ПРЦ:

$$l_k = \sum_{\Omega_k(\varphi)} |F_i|^2. \quad (3.3.18)$$

Более подробно алгоритм выглядит следующим образом.

По наблюдаемому РЛИ, предъявленному к классификации, прежде всего, производятся две операции:

- оценка области, занятой элементами цели на изображении, например, путем сравнения отсчетов с порогом, установленным по уровню шума;

- оценка ракурса $\hat{\phi}$, использующая только те отсчеты РЛИ, которые отнесены к ПРЦ по результатам предыдущей пороговой обработки.

Поскольку размерность вектора равна числу конкурирующих гипотез, при обучении необходимо моделировать T выборочных векторов l_t ($t = \overline{1, T}$) при задании объектов каждого из M классов, расположенных под ракурсом, величина которого оценивается по наблюдаемому РЛИ

$$l_t^{k_0} = \|l_{tk}^{k_0}\| = \left\| \sum_{\Omega_k(\phi)} |F_i|_{tk_0}^2 \right\|, \quad (3.3.19)$$

где $|F_i|_{tk_0}^2$ – i -й отсчет t -й обучающей выборки при условии, что объект относится к классу k_0 .

Следует обратить внимание на отличие индексов k и k_0 . Первый из них – координата вектора, а второй – номер объекта, для которой производится моделирование выборочных отсчетов РЛИ $|F_i|_{tk_0}^2$ на этом этапе обучения.

В результате обучения формируются оценки векторов выборочных средних:

$$l^{k_0} = \|l_k^{k_0}\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_{tk}^{k_0} \right\| \quad (3.4.20)$$

и выборочных дисперсий:

$$(\sigma^{k_0})^2 = \|(\sigma_k^{k_0})^2\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (l_{tk}^{k_0} - l_k^{k_0})^2 \right\|. \quad (3.4.21)$$

Принятие решения производится по минимуму расстояния:

$$\hat{k}_0 = \arg \min_{k_0} \sqrt{\sum_{m=1}^M \frac{(l_k - l_k^{k_0})^2}{(\sigma_k^{k_0})^2}}. \quad (3.4.22)$$

Анализ алгоритмов распознавания ПРЦ, различающихся удельной ЭПР или размерами, приведен методом статистического моделирования в следующей главе.

Основные результаты данной главы заключаются в следующем.

Для заданной модели отражающих свойств ПРЦ найден оптимальный алгоритм классификации сложных пространственно-распределённых целей, наблюдаемых группировок космических летательных аппаратов, оснащённых РЛС с синтезированной апертурой. Найдено выражение для элементов вектора достаточных статистик и предложена структурная схема устройства, обеспечивающего их формирование.

Показано, что формирование вектора признаков должно осуществляться в два этапа:

1. По данным каждой РЛС, входящей в систему, методом искусственного синтеза апертуры формируется радиолокационное изображение наблюдаемой цели.

2. Вектор полученных РЛИ обрабатывается таким образом, чтобы сформировать вектор достаточных статистик. Формирование достаточной статистики осуществляется с помощью двухканального устройства. В одном канале формируется логарифм отношения правдоподобия для диффузионной составляющей сигнала, отражённого k -й целью, на фоне шума. Второй канал вычисляет логарифм отношения правдоподобия для сигнала, отражённого «блестящими» точками k -й цели, на фоне шума и диффузной отражающей сигнала.

3.4. Литература к главе 3

1. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.

2. Радиолокационные станции обзора Земли / под ред. Г.С. Кондратенкова. – М.: Радио и связь, 1983. – 271 с.

3. Доросинский Л.Г. Классификация радиолокационных изображений // Междунар. конф. «Теория и техника передачи, приема и обработки информации». ХТУРЭ. – Туапсе, 1995. – С. 104.

4. Радиолокационные станции с цифровым синтезированием апертуры антенны / под ред. В.Т. Горяинова. – М.: Радио и связь, 1988. – 304 с.

5. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции: в 3 т. М.: Сов. радио, 1972. Т. 1. 744 с.

6. Растринин Л.А. Метод коллективного распознавания / Л.А. Растринин, Р.Х. Эринштейн. – М.: Энергоиздат, 1981. – 80 с.

7. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт; пер с англ. В.Л. Стефанюка. – М.: Мир, 1976. – 511 с.

4. АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННО-РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ ПО ДАННЫМ РСА

В данной главе предлагаются методы определения эффективности алгоритмов классификации ПРЦ, основанные на определении вероятностей правильного и ошибочного распознавания классов ПРЦ с помощью аналитических выражений и/или статистического моделирования. Проблема анализа эффективности классификации включает решение трех основных задач, а именно [7, 8]:

1. Разработка методики расчета потенциальной точности классификации (разделы 4.1 и 4.2).
2. Разработка методики расчета вероятностей ошибочных и правильных решений по РЛИ ПРЦ (4.3 и 4.4).
3. Статистическое моделирование (4.5 и 4.6).

4.1. Границы Чернова и Кайлата – метод определения потенциальных возможностей классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных

Потенциальные возможности решения задачи классификации будем оценивать вероятностями правильных ($P_{\text{пр}}$) и ошибочных ($P_{\text{ош}}$) решений, для которых получим граничные соотношения (истинные значения лежат в пределах указанных границ) с помощью известных для различения двух гипотез граничных соотношений Чернова и Кайлата [1, 2, 7].

При проверке $(M + 1)$ гипотез о классе наблюдаемой ПРЦ вероятность вынесения ошибочного решения равна:

$$P_{\text{ош}} = \sum_{i=1}^{M+1} p_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} p(j/i), \quad (4.1.1)$$

где p_i – априорная вероятность i -й гипотезы;

$p(j/i)$ – вероятность принятия решения о справедливости j -й гипотезы в том случае, когда истинной является i -я гипотеза.

Из (4.1.1) следует:

$$P_{\text{ош}} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} [p_i p(j/i) + p_j p(i/j)]. \quad (4.1.2)$$

При этом верхняя граница ошибки (4.1.2) при проверке многих гипотез может быть получена с использованием методики [1]:

$$P_{\text{ош}} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} [p_i Ch_{ij}^F + p_j Ch_{ij}^M], \quad (4.1.3)$$

где Ch_{ij}^F и Ch_{ij}^M – границы Чернова для вероятностей ложной тревоги и пропуска цели при проверке пары гипотез i и j независимо от остальных гипотез.

Далее получим выражение для нижней границы, вероятностей ошибок, известную для двух гипотез, как граница Кайлата [3].

Ошибка возникает, если хотя бы для одной из альтернативных гипотез выполняется неравенство:

$$l_{ij} > l_{ii} \quad (i \neq j), \quad (4.1.4)$$

в котором

$$l_{ij} = \ln \left(\frac{W_j(U)}{W_i(U)} \right) \quad (4.1.5)$$

– логарифм отношения правдоподобия при проверке пары гипотез с номерами j и i ; $W_j(U)$ и $W_i(U)$ – плотности распределения вероятностей значений вектора наблюдаемых данных U по гипотезам j и i . Пусть событие A_j соответствует выполнению условия (4.1.4). Тогда вероятность ошибки при наблюдении i -го класса целей представляется как вероятность суммы событий:

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} P(j/i) = P \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} A_j \right]. \quad (4.1.6)$$

Используя формулу для определения вероятности суммы зависимых событий [4], можно убедиться в справедливости неравенства:

$$P \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} A_j \right] \geq \max_{\substack{j \\ j \neq i}} [P] A_j. \quad (4.1.7)$$

В этом выражении $p[A_j]$ представляет собой вероятность вынесения решения в пользу j -го класса целей при условии, что истинной является цель i -го класса при проверке только этой пары альтернатив.

Обозначая эту вероятность $P_2(j/i)$ и используя (4.1.7), для вероятности ошибки (4.1.1) запишем неравенство:

$$P_{\text{ош}} \geq \sum_{i=1}^{M+1} P_i P_2(j/i), \quad (4.1.8)$$

где на значение j наложено единственное ограничение:

$$j \neq i. \quad (4.1.9)$$

Неравенство (4.1.8) позволяет оценить нижнюю границу вероятности ошибки в случае проверки более двух гипотез. Найдём решение для трёх классов

Используя (4.1.8) и (4.1.9), запишем два очевидных неравенства:

$$\begin{aligned} P_{\text{ош}} &\geq P_1 P(2/1) + P_2 P_2(3/2) + P_3 P_2(1/3); \\ P_{\text{ош}} &\geq P_1 P(3/1) + P_2 P_2(1/2) + P_3 P_2(2/3). \end{aligned} \quad (4.1.10)$$

Суммируя правые и левые части этих неравенств, получим:

$$P_{\text{ош}} \geq 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 [P_i P_2(j/i) + P_j P_2(i/j)]. \quad (4.1.11)$$

Учитывая, что:

$$P_i + P_j \neq 1. \quad (4.1.12)$$

и используя критерий минимума ошибки, для ситуации, изображённой на рис. 4.1, получим:

$$\begin{aligned} \int P_i W_i(U) dU &= P_i = A + C + D; \\ \int P_j W_j(U) dU &= P_j = B + C + D. \end{aligned} \quad (4.1.13)$$

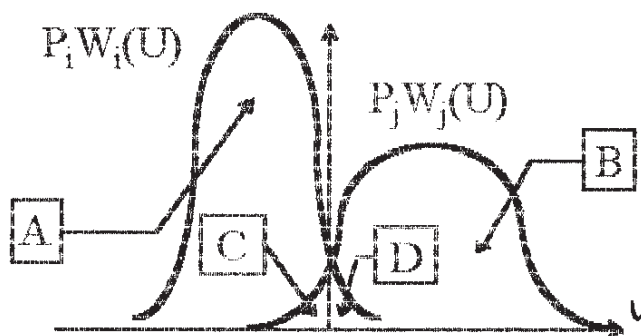


Рис. 4.1. К вопросу о нижней границе вероятности ошибки

Суммируя их, имеем:

$$A + B + 2(C + D) = P_i + P_j. \quad (4.1.14)$$

Нетрудно заметить, что:

$$A + B = \int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU. \quad (4.1.15)$$

Отсюда, искомая вероятность ошибки равна:

$$C + D = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU \right\}. \quad (4.1.16)$$

Для оценки интеграла (3.1.15) применим неравенство Шварца [4]:

$$\begin{aligned} \left[\int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU \right]^2 &\leq \left\{ \int \left| [P_i W_i(U)]^{\frac{1}{2}} - [P_j W_j(U)]^{\frac{1}{2}} \right|^2 dU \right\} \times \\ &\times \left\{ \int \left| [P_i W_i(U)]^{\frac{1}{2}} + [P_j W_j(U)]^{\frac{1}{2}} \right|^2 dU \right\}. \end{aligned} \quad (4.1.17)$$

После преобразования правой части (3.1.17) получим:

$$(A + B)^2 \leq (P_i + P_j)^2 - 4 \left\{ (P_i P_j)^{1/2} \int [W_i(U) W_j(U)]^{1/2} dU \right\}^2. \quad (4.1.18)$$

Следовательно

$$P_i P_2(j/i) + P_j P_2(i/j) = C + D \geq Kl_{ij}, \quad (4.1.19)$$

где

$$Kl_{ij} = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \sqrt{(P_i + P_j)^2 - 4 \left[(P_i P_j)^{1/2} \int [W_i(U) W_j(U)]^{1/2} dU \right]^2} \right\}. \quad (4.1.20)$$

Это выражение можно представить в виде:

$$Kl_{ij} = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \sqrt{(P_i + P_j)^2 - 4 \left\{ (P_i P_j)^{1/2} \exp[\mu_{ij}(0,5)] \right\}^2} \right\}, \quad (4.1.21)$$

где

$$\mu_{ij}(s) = \ln \left(\int_{-\infty}^{\infty} [W_j(U)]^s [W_i(U)]^{1-s} dU \right). \quad (4.1.22)$$

Окончательно для (4.1.11) имеем:

$$P_{\text{ош}} \geq 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 Kl_{ij}. \quad (4.1.23)$$

При проверке $M + 1$ гипотез имеем:

$$P_{\text{ош}} \geq \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} Kl_{ij}. \quad (4.1.24)$$

Если наблюдаемые данные имеют векторный характер, изменения затрагивают только выражение (4.1.22) для логарифма производящей функции моментов, которое принимает следующий вид:

$$\mu_{ij}(s) = \ln \left(\int_{-\infty}^{\infty} [W_j(U)]^s [W_i(U)]^{1-s} dU \right). \quad (4.1.25)$$

Применяя методику [5] получим: имеем:

$$Ch_{ij}^F = Ch_{ij}^{F1} - Ch_{ij}^{F2} \frac{\gamma_3}{6}; \quad (4.1.26)$$

$$Ch_{ij}^M = Ch_{ij}^{M1} - Ch_{ij}^{M2} \frac{\gamma_3}{6}, \quad (4.1.27)$$

где $Ch_{ij}^{F1} = \exp[\mu_{ij}(s) - s\dot{\mu}_{ij}(s)] I_0[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}]; \quad (4.1.28)$

$$Ch_{ij}^{M1} = \exp[\mu_{ij}(s) - (1-s)\dot{\mu}_{ij}(s)] I_0[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}]; \quad (4.1.29)$$

$$Ch_{ij}^{F2} = \exp[\mu_{ij}(s) - s\dot{\mu}_{ij}(s)] \times \\ \times \left\{ \left[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3 I_0[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}] + \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} [1 - s^2 \ddot{\mu}_{ij}(s)] \right\}; \quad (4.1.30)$$

$$Ch_{ij}^{M2} = \exp[\mu_{ij}(s) + (1-s)\dot{\mu}_{ij}(s)] \times \\ \times \left\{ \left[(1-s)^2 \ddot{\mu}_{ij}(s) - 1 \right] \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} - \left[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3 I_0[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}] \right\}; \quad (4.1.31)$$

$$\gamma_3 = \frac{\mu_{ij}^{(3)}(s)}{\left[\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3}; \quad (4.1.32)$$

$$I(\alpha) = \exp(\alpha^2/2) \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \int_{\alpha}^{\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt. \quad (4.1.33)$$

Значение аргумента s в (4.1.29)–(4.1.32) находится путем решения уравнения

$$\dot{\mu}_{ij}(s) = \ln \frac{P_i}{P_j}. \quad (4.1.34)$$

Если вектор наблюдаемых данных U представляет собой совокупность комплексных гауссовских отсчетов с нулевыми средними значениями для $\mu_{ij}(s)$ может быть получено следующее выражение:

$$\mu_{ij}(s) = (s-1) \ln [R_i] + s \ln [R_j] - \ln \left\{ \left[sR_j^{-1} - (1-s)R_j^{-1} \right] \right\}. \quad (4.1.35)$$

где R_i и R_j – корреляционные матрицы вектора Y по гипотезам i и j соответственно.

Разложим эрмитову матрицу R_j на множители по Холецкому:

$$R_j = L_j L_j^*. \quad (4.1.36)$$

где L_j – нижняя (левая) треугольная матрица, а символ $*$ обозначает эрмитово сопряжение.

При этом выражение (3.1.35) может быть представлено в виде:

$$\mu_{ij}(s) = \sum_k \left[s \ln \lambda_k^{ij} - \ln (s \lambda_k^{ij} + 1 - s) \right], \quad (4.1.37)$$

где λ_k^{ij} – k -е собственное значение матрицы:

$$K_{ij} = L_j^{-1} R_i (L_j^*)^{-1}. \quad (4.1.38)$$

Искомые производные функции $\mu_{ij}(s)$ имеют вид:

$$\mu_{ij}(s) = \sum_k \left[\ln \lambda_k^{ij} - \frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]; \quad (4.1.39)$$

$$\dot{\mu}_{ij}(s) = \sum_k \left[\frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]^2; \quad (4.1.40)$$

$$\ddot{\mu}_{ij}(s) = -2 \sum_k \left[\frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]^3. \quad (4.1.41)$$

Таким образом, для определения ошибок необходимо знание корреляционной матрицы отсчетов РЛИ, получаемого в отдельной p -й РЛС системы при наблюдении k -й цели.

РЛИ цели можно представить в виде суммы трех составляющих: шумовой

$$F_{pN}(\bar{p}/\bar{x}^0, \bar{x}) = \int E_p^*(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) S_p^*(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) G_p(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) N_p(t) dt, \quad (4.1.42)$$

диффузионной

$$F_{pk}^0(\bar{p}/\bar{x}^0, x) = U_{kp} \int \varphi_p(\bar{p}, \bar{x}) f_{k0}^p(\bar{x}) d\bar{x} \quad (4.1.43)$$

и составляющей, вызванной наличием «блестящих точек» в составе модели ПРЦ k -го класса:

$$F_{pk}^1(\bar{p}/\bar{x}^0, \bar{x}) = U_{kp} \sum_i \varphi_p(\bar{p}, \bar{p}_{ki}^p) f_{ki}^p. \quad (4.1.44)$$

Эти составляющие независимы между собой, и, следовательно, элементы искомой корреляционной матрицы представимы в виде суммы:

$$\|R_{pk}\|_{lm} = \|R_{pN}\|_{lm} + \|R_{pk}^0\|_{lm} + \|R_{pk}^1\|_{lm}, \quad (4.1.45)$$

$$\text{где} \quad \|R_{pN}\|_{lm} = N_{p0} \varphi_p^0(\bar{p}_l, \bar{p}_m); \quad (4.1.46)$$

$$\|R_{pk}^0\|_{lm} = U_{kp}^2 \int [\sigma_{k0}^p(\bar{x})]^2 \varphi_p(\bar{p}_l, \bar{x}) \varphi_p^*(\bar{p}_m, \bar{x}) d\bar{x}; \quad (4.1.47)$$

$$\|R_{pk}^1\|_{lm} = U^2 \sum \varphi_p(\bar{p}_l, \bar{p}_{ki}^p) \varphi_p(\bar{p}_m, \bar{p}_{ki}^p) [\sigma_{ki}^p]^2. \quad (4.1.48)$$

Дискретные значения \bar{p}_l и \bar{p}_m задают координаты отсчетов РЛИ на плоскости изображения.

Вводя нормированные функции неопределенности φ_{pH}^0 и φ_{pH} и пренебрегая константами, не влияющими на вычисление функции $\mu_{ij}(s)$ и ее производных, выражение (4.1.45) можно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned} \|R_{pk}\|_{lm} = & q_{kp} (2N_{\text{ИР}} + 1) \int [\sigma_{k0}^p(\bar{x})]^2 \varphi_{pH}(\bar{p}_l, \bar{x}) \varphi_{pH}(\bar{p}_m, \bar{x}) d\bar{x} + \\ & + q_{kp} (2N_{\text{ИР}} + 1) \sum_i [\sigma_{ki}^p] \varphi_{pH}(\bar{p}_l, \bar{p}_{ki}^p) \varphi_{pH}^*(\bar{p}_m, \bar{p}_{ki}^p) + \varphi_{pH}^0(p_l, p_m), \end{aligned} \quad (4.1.49)$$

$$\text{где} \quad q_{kp} = \frac{2P_{p0} \lambda_p^2 G_{1p} G_{2p} (\sigma_{k\varepsilon}^p)^2 \tau_p}{(4\pi)^3 N_{p0} R_{lp}^2 R_{p2}^2}. \quad (4.1.50)$$

представляет собой эквивалентное отношение энергии сигнала к спектральной плотности шума в импульсе для случая наблюдения точечного отражателя с ЭПР, равной суммарной ЭПР цели $(\sigma_{k\varepsilon}^p)^2$, при расположении его в точке, соответствующей центру цели. Выражение

$$q_{k\varepsilon}^p = q_{kp} (2N_{\text{И}} + 1) \quad (4.1.51)$$

следует рассматривать как суммарное отношение сигнал/шум по пачке из $(2N_{\text{И}} + 1)$ импульсов.

4.2. Анализ потенциальных характеристик классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных

Примером анализа служит отыскание границ, полученных в предыдущем разделе, в случае наблюдения трёх классов ПРЦ, отличающихся размерами и суммарной ЭПР. Суммарная ЭПР каждой цели считается равномерно распределённой по поверхности ПРЦ, которая представляет собой прямоугольник. В качестве эталонов для каждого класса используются их «средние» представители: цель $N1$ («большая цель») размером 360×30 м, цель $N2$ («средняя цель») – 240×20 м и цель $N3$ («малая цель») – 120×10 м. Ракурс наблюдения для всех ПРЦ считается одинаковым и равным 90° . Будем считать, мощности сигналов, отраженных от целей разных классов при наблюдении под одинаковыми ракурсами, отличаются ориентировочно на 3 дБ. Предположим, что разрешающая способность РСА по азимуту и дальности одинакова, т. е.

$$Dx = Dy. \quad (4.2.1)$$

При этом условии обеспечивается равенство масштабов формируемого РЛИ.

На рис. 4.2 приведены зависимости верхней

$$P_{\text{пр}} = 1 - 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 Kl_{ij} \quad (4.2.2)$$

и нижней

$$P_{\text{пр}} = 1 - \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 (P_i Ch_{ij}^p + P_j Ch_{ij}^M) \quad (4.2.3)$$

границ вероятности правильного распознавания от суммарного отношения сигнал/шум для цели $N2$ ($q_{2\varepsilon}$) при различных значениях разрешения. Отношения сигнал/шум для двух других целей отличаются на 3 дБ:

$$q_1\varepsilon = q_2\varepsilon + 3 \text{ дБ}; \quad q_3\varepsilon = q_2\varepsilon - 3 \text{ дБ}. \quad (4.2.4)$$

Анализ влияния разрешения на качество распознавания демонстрирует рис. 4.3.

В случае фиксированного отношения сигнал/шум в каждом импульсе (без ограничений общей энергетики пачки) вероятность правильной классификации так же существенно зависит от разрешающей способности (рис. 4.4)

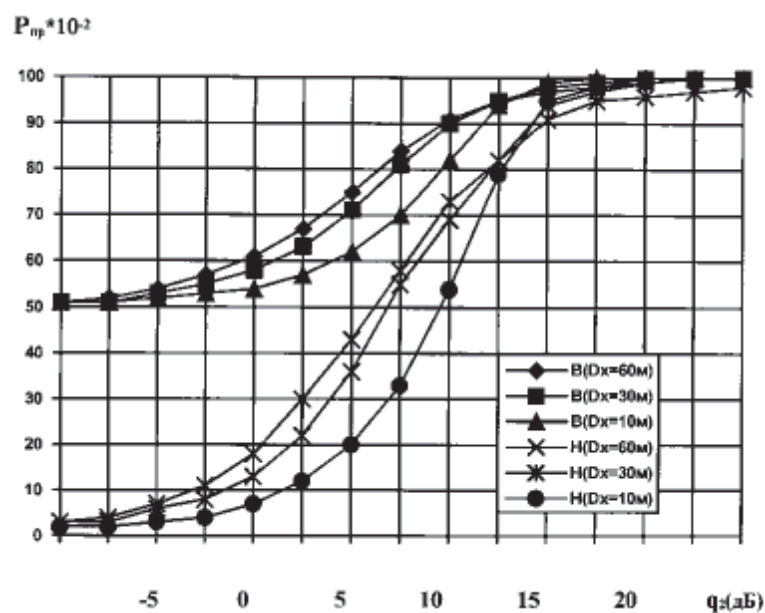


Рис. 4.2. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от суммарного отношения сигнал/шум (для цели 2-го класса; цели 1-го и 3-го классов отличаются на ± 3 дБ)

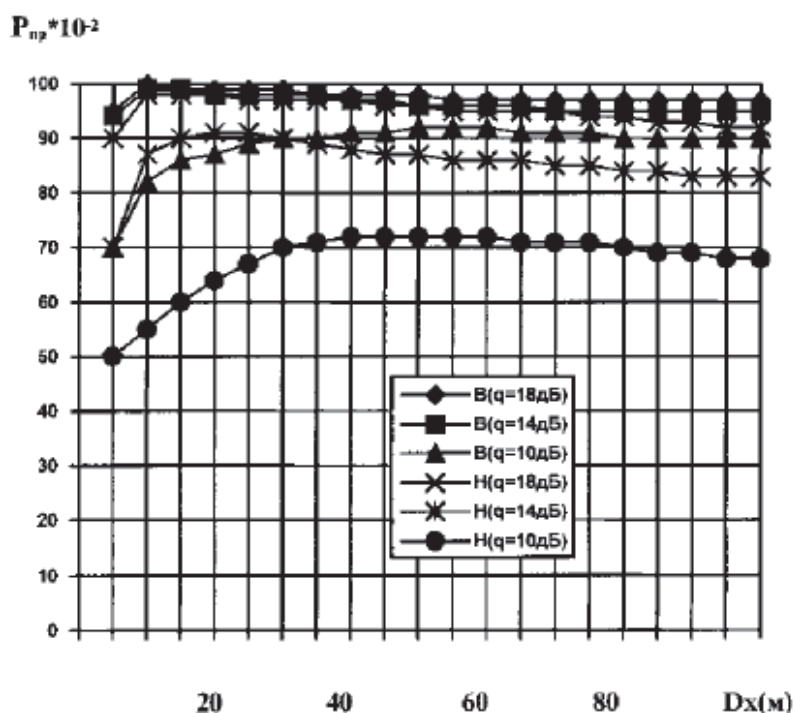


Рис. 4.3. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном суммарном отношении сигнал/шум)

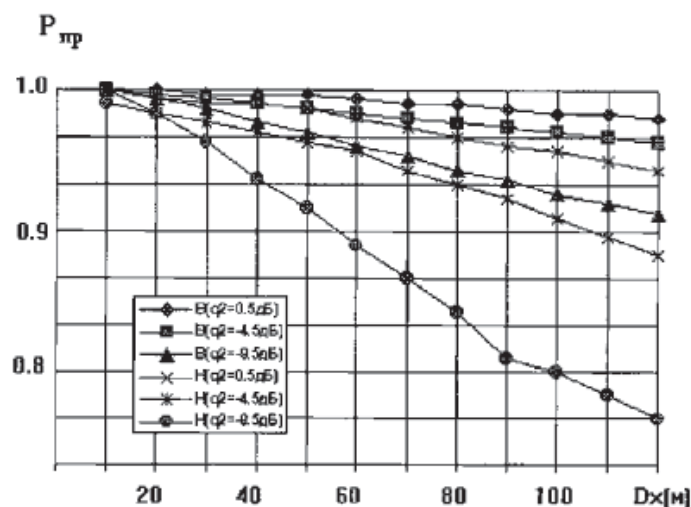


Рис. 4.4. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном отношении сигнал/шум в импульсе)

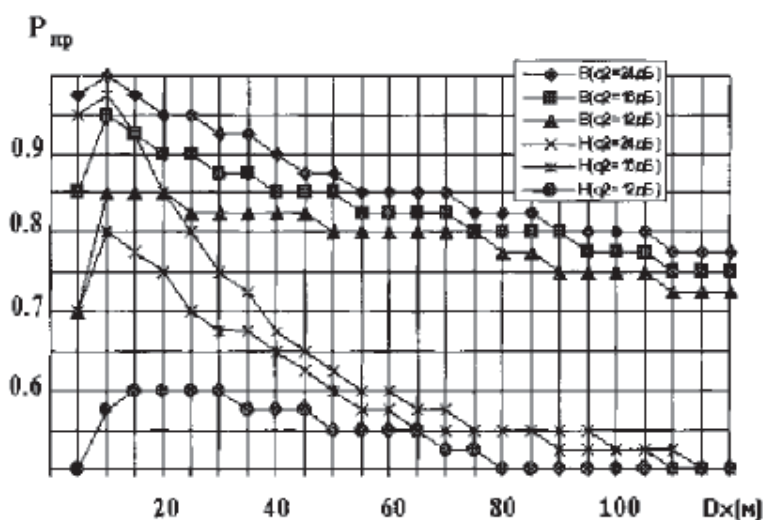


Рис. 4.5. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном суммарном отношении сигнал/шум)

Влияние различий в ЭПР и размерах ПРЦ на эффективность их классификации иллюстрируется на рис. 4.5–4.9. На рис. 4.6 и 4.7 приведены зависимости вероятности правильного распознавания от разницы в линейных размерах ПРЦ, выраженной в долях по отношению к размеру цели 2-го класса (Δ) при разрешении 30 и 10 м. Размеры (L – длина, S – ширина) целей определяются равенствами:

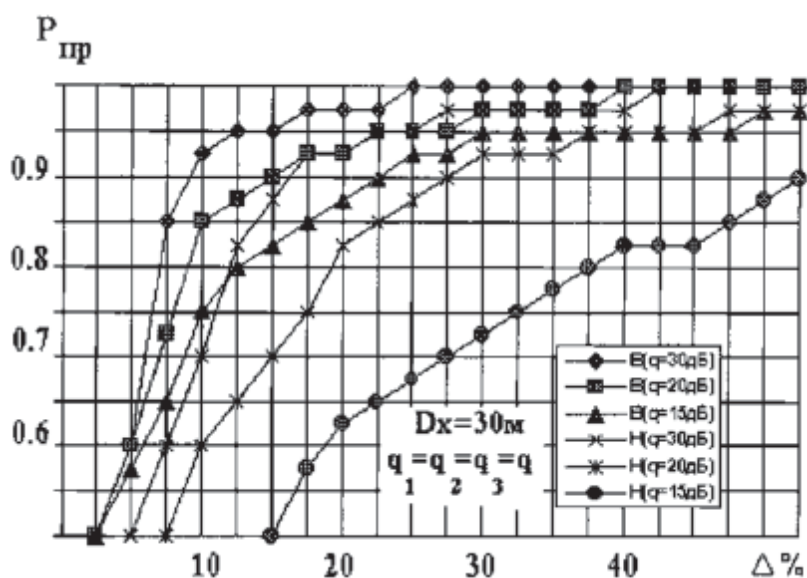


Рис. 4.6. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в размерах целей (при фиксированном значении суммарного отношения сигнал/шум)

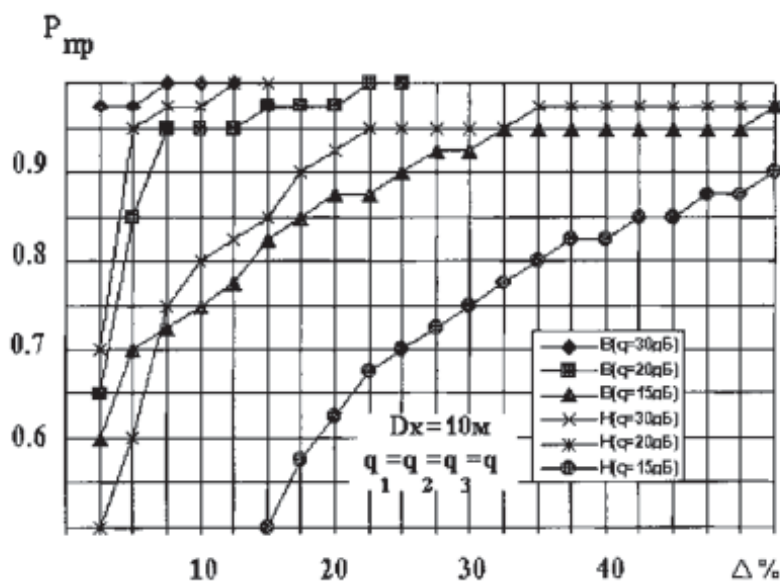


Рис. 4.7. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в размерах целей (при фиксированном значении суммарного отношения сигнал/шум)

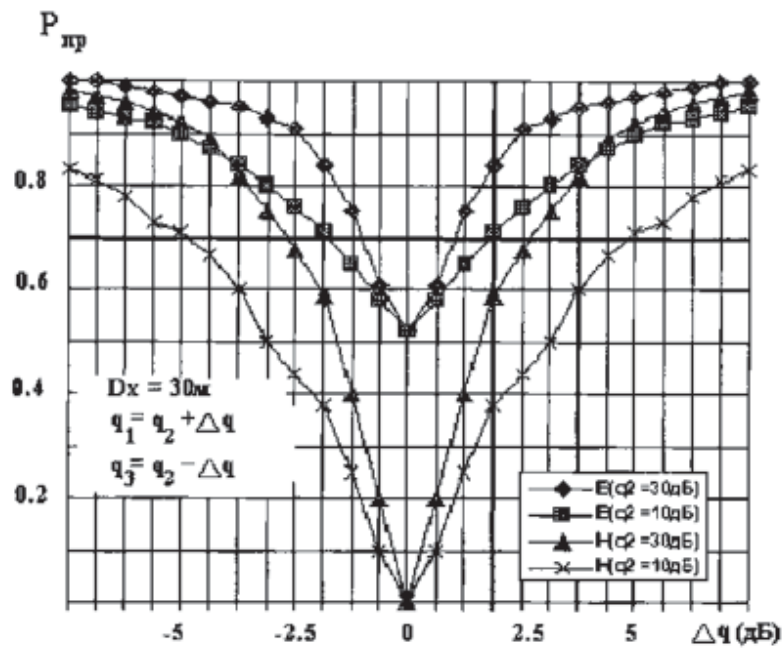


Рис. 4.8. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в суммарной ЭПР целей (при фиксированных значениях суммарного отношения сигнал/шум; цели не отличаются размерами)

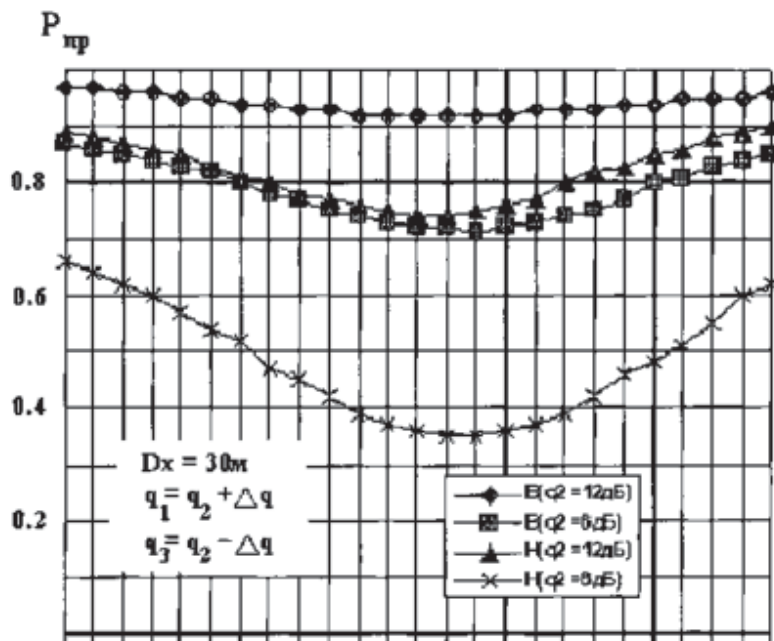


Рис. 4.9. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в суммарной ЭПР целей (при фиксированных значениях суммарного отношения сигнал/шум; цели отличаются размерами)

4.3. Методика расчета эффективности классификации ПРЦ по радиолокационному портрету

4.3.1. Проблема анализа эффективности алгоритмов классификации

В качестве основного метода классификации, разумно сочетающего близость к оптимальному с относительно простой технической реализацией, может быть использован следующий алгоритм, предложенный в главе 2. В качестве решения принимается гипотеза о классе с номером \hat{k} , для которого выполняется соотношение:

$$\hat{k} = \arg \min_k l(k) = \arg \min_k \left\{ \sum_{i \in \Omega_k} \left[\frac{\eta_i}{\xi_i^k} + \ln \xi_i^k \right] \right\}, \quad (4.3.1)$$

где $\eta_i = |F_i|^2$ – i -й отсчет РЛИ наблюдаемого ПРЦ;

$\xi_i^k = 1 + \hat{q}_i$ – i -й отсчет ожидаемого значения ЭПР (радиолокационного портрета) цели k -го класса.

Вероятность принятия решения о справедливости k -й гипотезы при условии, что истинна 1-я, определяется выражением:

$$P(k/l) = \int_G \sigma(\gamma_k/\bar{\eta}) P(\bar{\eta}/l) d\bar{\eta}, \quad (4.3.2)$$

где G – пространство решений;

$\sigma(\gamma_k/\bar{\eta})$ – правило решения;

$\bar{\eta}$ – вектор принимаемых данных;

$P(\bar{\eta}/l)$ – плотность распределения принимаемых данных при условии, что истинна гипотеза «1».

Производя замену переменных и выбирая в качестве новой переменной функцию

$$y_k = l(k), \quad (4.3.3)$$

приходим к выражению для вероятности ошибки в виде многомерного интеграла от совместного распределения статистик $y_1 \dots y_N$ по той области пространства решений, которая соответствует k -й гипотезе:

$$P(k/l) = \int_{G_k} \dots \int W^{(l)}(y_1 \dots y_M) dy_1 \dots dy_M, \quad (4.3.4)$$

где $W^{(l)}(\bar{y})$ – совместная плотность распределения случайных величин $y_1 \dots y_M$ при условии, что принимается 1-я гипотеза;

M – общее число принимаемых гипотез;

G_k – область пространства решений, соответствующая принятию k -й гипотезы.

В рассматриваемом случае пределы интегрирования в выражении для вероятности принятия решения о наличии цели k -го класса при наблюдении цели 1-го класса могут быть конкретизированы:

$$P(k/l) = \int_{-\infty}^{\infty} dy_k \int_{-\infty}^{y_k} \dots \int_{-\infty}^{y_k} W^{(l)}(y_1 \dots y_N) dy_1 \dots dy_N. \quad (4.3.5)$$

Плотность распределения $W^{(l)}(\bar{y})$ выражается через значения отсчетов РЛИ с помощью формулы:

$$W^{(l)}(\bar{y}) = \int_{\Gamma} P(\bar{\eta}/l) \prod_{\alpha=1}^M \sigma(y_{\alpha} - Y(\alpha)) d\bar{\eta}. \quad (4.3.6)$$

С учетом независимости компонент вектора наблюдений $\bar{\eta}$ плотность вероятности $P(\bar{\eta}/l)$ имеет вид:

$$P(\bar{\eta}/l) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\xi_i^{(l)}} \exp\left(-\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}\right), \quad (4.3.7)$$

где N – размерность вектора наблюдений $\bar{\eta}$.

Определим σ – функцию, входящую в (4.3.5), следующим образом:

$$\delta(y_{\alpha} - Y(\alpha)) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\{-jz_{\alpha} [y_{\alpha} - Y(\alpha)]\} dz_{\alpha}.$$

Подставляя (4.3.2) в (4.3.7) и (4.3.6) в (4.3.5), получим:

$$\begin{aligned} W^{(l)}(\bar{y}) = \int_{\Gamma} \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{\xi_i^{(l)}} e^{\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}} \right\} \times \left\{ \frac{1}{(2\pi)^N} \prod_{\alpha=1}^M \int_{-\infty}^{\infty} \exp[-jz_{\alpha} (y_{\alpha} + \right. \\ \left. + \sum_{i=1}^N \frac{\eta_i}{\xi_i^{(\alpha)}} + \sum_{i=1}^N \ln \xi_i^{(\alpha)})] dz_{\alpha} \right\} d\eta_1 \dots d\eta_N. \end{aligned} \quad (4.3.8)$$

После замены переменных:

$$x_{\alpha} = y_{\alpha} + \sum_{i=1}^N \ln \xi_i^{(\alpha)} \quad (4.3.9)$$

определим характеристическую функцию, соответствующую плотности распределения

$$\begin{aligned} F(z_1, \dots, z_N) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left[j \sum_{i=1}^M z_i y_i\right] W^{(l)}(y_1 \dots y_M) dy_1 \dots dy_M = \\ = \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + j \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_{\alpha}}. \end{aligned} \quad (4.3.10)$$

Для определения плотности вероятности $W^{(l)}(\bar{x})$ найдем обратное преобразование Фурье от последнего выражения (4.3.10):

$$\begin{aligned}
 W^{(l)}(\bar{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left[-j \sum_{\alpha=1}^M z_{\alpha} x_{\alpha} \right] F(z_1 \dots z_M) dz_1 \dots dz_M = \\
 &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + j \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_{\alpha}} \right\} e^{-j \sum_{\alpha=1}^M z_{\alpha} x_{\alpha}} dz_1 \dots dz_M.
 \end{aligned} \tag{4.3.11}$$

Вычисление полученного интеграла приводит к чрезвычайно громоздким результатам. И тем не менее эти вычисления следовало бы привести при том условии, что полученные выражения носили бы конструктивный характер, а именно позволяли бы рассчитать вероятности ошибочных решений.

Поэтому рассмотрим вначале частный случай, при котором вычисление (4.3.11) тривиально и убедимся в степени продуктивности полученного решения для анализа эффективности распознавания в целом.

Допустим, что размерность вектора наблюдений, равная N , совпадает с числом конкурирующих гипотез M . На практике обычно выполняется неравенство $N > M$. Тем не менее, такое предположение не лишено целесообразности. Оно приводит к расширению числа классов ПРЦ – появлению подклассов в пределах каждого класса, что делает задачу анализа эффективности классификации более детальной. После расчета вероятностей ошибок, если, разумеется, такой расчет удастся осуществить аналитическими методами, результаты можно «заглубить», объединяя вероятности ошибочных решений внутри подкласса.

После замены переменных:

$$p = \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_{\alpha} \tag{4.3.12}$$

или в матричной записи:

$$Q^{(l)} \bar{Z} = \bar{P},$$

где

$$Q^{(l)} = \|q_{ij}^{(l)}\| = \left\| \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(j)}} \right\| \tag{4.3.13}$$

и предположения о том, что матрица Q – неособенная, перепишем формулу (3.3.11):

$$\begin{aligned} W^{(l)}(\bar{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{1+jp_i} \right\} \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{-j[Q^{(l)-1}\bar{P}]} d\bar{P} = \\ &= \frac{1}{|Q^{(l)}|} \prod_{i=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2\pi} \frac{1}{1+jp_i} e^{-jp_i \gamma_i} dp_i. \end{aligned} \quad (4.3.14)$$

В последнем выражении приняты следующие обозначения:

$$\gamma_i = \sum_{l=1}^M x_i c_{il}, \quad (4.3.15)$$

где, в свою очередь, c_{il} – элемент матрицы:

$$C = (Q^{(l)-1}). \quad (4.3.16)$$

Интегралы, стоящие в (4.3.14), легко вычисляются, и выражение для плотности вероятности принимает вид:

$$W^{(l)}(x) = \begin{cases} \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{\sum_{ij} x_i c_{ij}}, & \text{если } \sum_i x_i c_{ji} < 0 \text{ для каждого } j = \overline{1, M}; \\ 0, & \text{если } \sum_i x_i c_{ji} > 0 \text{ для каждого } j = \overline{1, M}. \end{cases} \quad (4.3.17)$$

Подставив (4.3.17) в выражение (4.3.5), получим формулу для расчета вероятностей ошибок:

$$\begin{aligned} P(k/l) &= \int dx \int \dots \int \times \\ &\times \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{\sum_i x_i \sum_j c_{ij}} dx_1 \dots dx_n, \end{aligned} \quad (4.3.18)$$

при условии $\sum_{i=1}^N x_i c_j < 0$ для каждого $j = \overline{1, M}$.

Вычисление последнего интеграла аналитическими методами представляет собой непреодолимую задачу. Общий случай ($M \neq N$) еще более сложен.

4.3.2. Вывод расчетных выражений для оценки вероятностей правильных и ошибочных решений при классификации ПРЦ по РЛИ

Рассмотрим приближенный метод [7] определения вероятностей правильных и ошибочных выборов гипотез о классах ПРЦ. Алгоритм проверки гипотез принимает решение об истинности класса ПРЦ, если соответствующее ему значение статистики:

$$l(k) = -\sum_{i=1}^N \left(\frac{\eta_i}{\xi_i^{(k)}} + \ln \xi_i^{(k)} \right), \quad (4.3.19)$$

основанной на модели плотности вероятности наблюдаемого вектора (3.3.7), принимает максимальное значение.

Для выходной статистики, построенной в предположении, что ПРЦ соответствует k -му классу при условии, что на самом деле вектор наблюдаемых данных $\bar{\eta}$ соответствует 1-му классу, введем обозначение $l^{(l)}(k)$.

Ошибка классификации имеет место в том случае, когда при наблюдении РЛИ ПРЦ 1-го класса выносится решение в пользу ПРЦ k -го класса. Такая ситуация наступает, если выходной эффект, соответствующий k -й гипотезе $l^{(l)}(k)$, оказывается больше, чем выходной эффект, соответствующий истинной гипотезе 1:

$$l^{(l)}(k) > l^{(l)}(1). \quad (4.3.20)$$

Вероятность этого события определяется выражением:

$$\begin{aligned} P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(1)] &= P[l^{(l)}(k) - l^{(l)}(1) > 0] = \\ &= P\left[\sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{\xi_i^{(1)}} - \frac{1}{\xi_i^{(k)}} \right) \eta_i > \sum_{i=1}^m \ln \frac{\xi_i^{(k)}}{\xi_i^{(1)}} \right]. \end{aligned} \quad (4.3.21)$$

В общем случае формула для вероятности правильного решения может быть записана следующим образом:

$$P(l/l) = 1 - P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l) \text{ для любых } k = \overline{1, m}]. \quad (4.3.22)$$

Поскольку выходной эффект $l^{(l)}(k)$ может превышать статистику $l^{(l)}(1)$ при нескольких значениях k (события совместны), точный расчет вероятностей в правой части (3.3.22) довольно сложен (формально эта процедура не отличается от описанной в предыдущем параграфе).

Однако, используя только вероятности (3.3.21), удастся записать выражение для нижней границы вероятности правильного решения:

$$P(l/l) \geq 1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^M P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l)]. \quad (4.3.23)$$

Следует иметь в виду, что с повышением точности классификации нижняя граница вероятности правильного решения (4.3.23) приближается к истинному значению вероятности. Действительно, чем выше эффективность устройства классификации, тем меньше вероятность события, заключающегося в том, что выходные эффекты, соответствующие двум и более ложным гипотезам, будут превышать статистику (3.3.19), соответствующую наблюдению истинной цели. Приведенное заключение имеет тем больше оснований, чем меньше число конкурирующих гипотез, что соответствует рассматриваемой ситуации классификации ПРЦ.

Введем обозначения:

$$u = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{\xi_i^{(l)}} - \frac{1}{\xi_i^{(k)}} \right) \eta_i; \quad (4.3.24)$$

$$Q = \sum_{i=1}^N \ln \frac{\xi_i^{(k)}}{\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.25)$$

причем $\xi_i^{(l)} \neq \xi_i^{(k)}$ (в противном случае отсчеты конкурирующих РЛИ не отличаются и соответствующие значения ЭПР исключаются из рассмотрения),

$$p_l^k = P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l)], \quad (4.3.26)$$

где

$$p_l^k = P\left(\frac{k}{l}\right) = \int_Q^\infty W\left(\frac{u}{l}\right) du. \quad (4.3.27)$$

В (4.3.27) функция $W(u/l)$ представляет собой плотность распределения вероятностей случайной величины u , определенной из (4.3.24), при условии, что случайные величины η_i , как это следует из исходной постановки задачи, имеют плотность распределения вероятностей:

$$W(\eta) = \frac{1}{\xi_i^{(l)}} e^{-\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}}. \quad (4.3.28)$$

Характеристическая функция, соответствующая распределению (3.3.28), имеет вид:

$$\theta_{\eta_i}(V) = \frac{1}{1 - jV\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.29)$$

Обозначив

$$g = \frac{1}{\xi_i^{(l)}} - \frac{1}{\xi_i^{(k)}}, \quad (4.3.30)$$

найдем характеристическую функцию величины $g_i \eta_i$:

$$\theta_{g\eta} = \frac{1}{1 - jv g_i \xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.31)$$

Характеристическая функция для u определяется как характеристическая функция суммы независимых случайных величин:

$$\theta_u(V) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 - jv g_i \xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.32)$$

Преобразовав (3.3.32) по Фурье, находим плотность вероятности:

$$W\left(\frac{u}{l}\right) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{1 - jv \xi_i^{(l)} g_i} \right) e^{-jvu} dv. \quad (4.3.33)$$

Обозначим

$$\xi_i = \frac{1}{\xi_i^{(l)} g_i} \quad (4.3.34)$$

и перепишем выражение (3.3.33):

$$W(u/l) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\prod_{i=1}^N \frac{\xi_j}{\xi_i - jv} \right) e^{-jvu} dv. \quad (4.3.35)$$

Для вычисления полученного интеграла (4.3.35) рассмотрим типовые практически важные ситуации и примем ряд предположений. Будем считать, что каждое из распознаваемых РЛИ: 1-е и k -е в общем случае содержат $m_B^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов, вызванных наличием «блестящих» точек, $m_{\Pi}^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов, определяющихся диффузионными отражениями от распределённой поверхности ПРЦ и $m_M^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов от подстилающей поверхности. Отсчеты от «блестящих» точек на каждом из РЛИ отличаются по величине ЭПР как между собой, так и между отсчетами от «блестящих» точек, распределённой и подстилающей поверхности на «своем» и конкурирующем РЛИ. Иначе ведут себя отсчеты, соответствующие распределённой поверхности: в пределах «своего» РЛИ они не отличаются по величине ЭПР и, следовательно, отличаются от отсчетов распределённой поверхности другого РЛИ на постоянную величину. Относительно подстилающей поверхности могут быть высказаны аналогичные соображения.

Из сказанного следует, что при наличии $m_{\text{кп}}$ отсчетов распределённой поверхности на одинаковых позициях двух РЛИ такова же кратность полюсов подынтегрального выражения. Если число элементов двух РЛИ, имеющих одинаковые расположения и «занятых» МП, равно $m_{\text{км}}$, то в подынтегральном выражении столько же одинаковых полюсов, разумеется, отличающихся по значению от «полюсов подстилающей поверхности».

При выполнении принятых предположений вычислим интеграл (4.3.35):

$$\begin{aligned}
 W(u/l) = & \sum_{q \in M_{\text{б}}} \xi_q e^{-\xi_q u} \prod_{\substack{i \in M_{\text{б}} \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(\xi_q) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{\text{кп}} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_{\text{п}}} \frac{d^{m_{\text{кп}}-1}}{dp^{m_{\text{кп}}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_{\text{п}}^{m_{\text{кп}}} \xi_M^{m_{\text{кп}}}}{(\xi_M - p)^{m_{\text{км}}}} \prod_{i \in M_{\text{б}}} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_{\text{п}}) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{\text{км}} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{\text{км}}-1}}{dp^{m_{\text{км}}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_{\text{п}}^{m_{\text{кп}}} \xi_M^{m_{\text{км}}}}{(\xi_{\text{п}} - p)^{m_{\text{км}}}} \prod_{i \in M_{\text{б}}} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_M)
 \end{aligned}$$

при $u > 0$ (4.3.36)

где
$$l(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

В выражении (4.3.36) суммирование производится лишь по тем индексам, для которых $\xi_q > 0$ ($q \in M_{\text{б}}$, причем $M_{\text{б}}$ – множество тех позиций 1-го и k -го РЛИ, на которых расположены «блестящие точки», другими словами, множество некротных полюсов.

При $u < 0$ интеграл (3.3.35) выглядит аналогично.

$$\begin{aligned}
 W(u/l) = & \sum_{q \in M_{\text{б}}} \xi_q e^{-\xi_q u} \prod_{\substack{i \in M_{\text{б}} \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(-\xi_q) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{\text{кп}} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_{\text{п}}} \frac{d^{m_{\text{кп}}-1}}{dp^{m_{\text{кп}}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_{\text{п}}^{m_{\text{кп}}} \xi_M^{m_{\text{км}}}}{(\xi_M - p)^{m_{\text{км}}}} \prod_{i \in M_{\text{б}}} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_{\text{п}}) + \quad (4.3.37) \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{\text{км}} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{\text{км}}-1}}{dp^{m_{\text{км}}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_{\text{п}}^{m_{\text{кп}}} \xi_M^{m_{\text{км}}}}{(\xi_M - p)^{m_{\text{км}}}} \prod_{i \in M_{\text{б}}} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_M).
 \end{aligned}$$

В последнем выражении суммирование производится лишь по тем индексам, для которых $\zeta_i < 0$.

После подстановки (4.3.36) и (4.3.37) в (4.3.27) найдем формулу для вычисления вероятности превышения ложным выходным эффектом истинного.

а) при $Q > 0$:

$$p_l^k = \sum_{q \in M_B} e^{-\xi_q Q} \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(\xi_q) + \\ + \left\{ \frac{1}{(m_{k\Pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\Pi} \frac{d^{m_{k\Pi}-1}}{dp^{m_{k\Pi}-1}} \left[e^{-\xi_\Pi Q} \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}-1} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_\Pi) + \\ + \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM}-1}}{dp^{m_{kM}-1}} \left[e^{-\xi_M Q} \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}} \xi_M^{m_{kM}-1}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_M), \quad (4.3.38)$$

где r – номера тех индексов, для которых $\zeta_q > 0$.

б) при $Q < 0$:

$$p_l^k = \sum_{q \in M_B} (1 - e^{-\xi_q Q}) \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(-\xi_q) + \sum_{r \in M_B} \prod_{\substack{i \in M \\ i \neq r}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_r} l(\xi_r) + \\ + \left\{ \frac{1}{(m_{k\Pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\Pi} \frac{d^{m_{k\Pi}-1}}{dp^{m_{k\Pi}-1}} \left[(1 - e^{-\xi_\Pi Q}) \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}-1} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_\Pi) + \\ + \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM}-1}}{dp^{m_{kM}-1}} \left[(1 - e^{-\xi_M Q}) \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}} \xi_M^{m_{kM}-1}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_M). \quad (4.3.39)$$

Вычисления по приведенным формулам неоправданно громоздки и могут быть существенно упрощены в соответствии со следующими предположениями:

а) размер фрагмента РЛИ выбирается таким образом, чтобы не превышать максимальных размеров РЛИ ПРЦ, что заведомо ограничивает возможное число отсчетов, приходящихся на подстилающую поверхность;

б) отношение сигнал/фон в каждом элементе разрешения, содержащем отсчеты, принадлежащие цели, для реальных РЛИ составляет не менее 10 дБ;

в) в «блестящих» точках РЛИ ПРЦ сосредоточено, по крайней мере, 80 % ее ЭПР.

При этом расчетная формула для определения вероятности правильной классификации ПРЦ k -го класса выглядит следующим образом:

$$p(l/l) \geq 1 - \sum_{k=1}^M \sum_{q \in M_B} e^{-\xi_q^{lk} Q} \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(\xi_q^{lk}); \text{ при } Q > 0;$$

$$p(l/l) \geq 1 - \sum_{k=1}^M \left\{ \sum_{q \in M_B} (1 - e^{-\xi_q^{lk} Q}) \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(-\xi_q^{lk}) + \right. \\ \left. + \sum_{q \in M_B} \prod_{i \in M_B} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(\xi_q^{lk}) \right\}. \quad \text{при } Q < 0. \quad (4.3.40)$$

В выражении (3.3.40) приняты следующие обозначения:

$$\xi_i^{lk} = 1 - \frac{\xi_i^l}{\xi_i^k}; \quad Q = \sum_{i=1}^N \ln \frac{\xi_i^k}{\xi_i^l}.$$

Предположим, что РЛИ ПРЦ k -го класса представляет собой совокупность n_k экспоненциально распределенных независимых отсчетов, принадлежащих цели, и, соответственно, $m - n_k$ отсчетов, созданных только шумом, причем, «целевые» отсчеты имеют одинаковую между собой ЭПР, равную σ_k/n_k (σ_k – интегральная ЭПР цели k -го класса, а параметр экспоненциального распределения «шумовых» отсчетов равен $\sigma_{ш}$).

В этом случае оптимальный алгоритм классификации может быть синтезирован по критерию максимального правдоподобия, в соответствии с которым решения принимается в пользу той гипотезы, для которой отношение правдоподобия максимально:

$$\hat{k} = \arg \max \Delta(n_k, \sigma_k) = \arg \max \frac{W(\bar{\eta}/n_k, \sigma_k)}{W(\bar{\eta}/\text{шум})}. \quad (4.3.41)$$

где $W(\bar{\eta}/n_k, \sigma_k)$ – плотность вероятности вектора наблюдаемых данных $\bar{\eta}$ при наличии цели k -го класса,

$W(\bar{\eta}/\text{шум})$ – плотность вероятности вектора наблюдаемых данных $\bar{\eta}$ при наличии только шума.

При экспоненциальном распределении вероятностей отсчетов РЛИ отношение правдоподобия может быть записано в следующем виде:

$$\Delta(n, \sigma) = \frac{1}{\left(1 + \frac{\sigma_k}{\sigma_{\text{ш}} n_k}\right)^{n_k}} \exp \left\{ \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{n_k} x_i \right\}, \quad (4.3.42)$$

где $x_i = \frac{\eta_i}{\sigma_{\text{ш}}}$.

Вероятность принятия k -й гипотезы при истинной гипотезе с номером 1 находится из условия:

$$\begin{aligned} & P\{l \wedge I(k) > l \wedge I(l)\} = \\ & = P \left\{ \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{\Pi_k} x_i - \frac{\frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{\Pi_l} x_i > \ln \frac{\left(1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}\right)^{n_k}}{\left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}\right)^{n_l}} \right\}. \end{aligned} \quad (4.3.43)$$

В рассматриваемой ситуации гипотезы могут быть упорядочены следующим образом: с возрастанием номера гипотезы как размеры ПРЦ, так и ее интегральная ЭПР уменьшаются, то есть при $K > 1$ считаем, что $n_k < n_l$ и наоборот. Введем обозначения:

$$\beta_k = \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}$$

при $k > l$ ($n_l > n_k$),

$$y = (\beta_k - \beta_l) \sum_{n_k} x_i - \beta_l \sum_{n_l - n_k} x_i; \quad (4.3.44)$$

при $k < l$ ($n_k > n_l$),

$$y = (\beta_k - \beta_l) \sum_{n_l} x_i + \beta_k \sum_{n_k - n_l} x_i.$$

Поскольку справедливой считается 1-я гипотеза, в случае «а» плотность вероятности случайной величины x_i равна

$$W(x_i) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \exp \left(- \frac{x_i}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \right) \text{ при } x_i > 0 \quad \text{при } x_i > 0 \quad (4.3.45)$$

в первой и второй суммах, а в случае «б» плотность вероятности в первой сумме определяется в соответствии с выражением (4.3.45), а во второй сумме:

$$W(x_i) = \exp(-x_i).$$

После определения характеристической функции и плотности вероятности случайной величины y найдем расчетные выражения для вероятностей ошибочных и верных решений относительно принятия k -й гипотезы при истинной гипотезе с номером 1.

При $k > 1$; $\xi_1^{kl} > 0$; $Q > 0$:

$$p_I^k = \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - i}}{dp^{n_l - n_k - l}} \left\{ \frac{(-1)e^{pQ}}{p(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k - 1} \left(p \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)} \right\}.$$

При $k > 1$; $\xi_1^{kl} > 0$; $Q < 0$:

$$\begin{aligned} p_I^k &= \frac{1}{(n_k - 1)!} \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_1^{kl}}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left\{ \frac{1 - e^{pQ}}{\left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right\} + \\ &+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \frac{(-1)^k}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left\{ \frac{1}{\left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right\}. \end{aligned}$$

При $k > 1$; $\xi_1^{kl} < 0$; $Q > 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{|\xi_1^{kl}|}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left[\frac{e^{pQ}}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left[\frac{e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right].$$

При $k > 1$; $\xi_1^{kl} < 0$; $Q < 0$:

Результат – предыдущая формула при $Q = 0$.

При $k < 1$; $\xi_1^{kl} > 0$; $Q > 0$:

$$p_I^k = 0.$$

При $k < 1$; $\xi_1^{kl} > 0$; $Q < 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_l} (\xi_3^k)^{n_k - n_l}} \left\{ \frac{1}{(n_l - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_1^{kl}}} \frac{d^{n_l - 1}}{dp^{n_l - 1}} \left[\frac{1 - e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_3^k} \right)^{n_k - n_l}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_k - n_l - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_3^k}} \frac{d^{n_k - n_l - 1}}{dp^{n_k - n_l - 1}} \left[\frac{1 - e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_l}} \right].$$

При $k < 1$; $\xi_1^{kl} < 0$; $Q > 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{|\xi_1^{kl}|}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left[\frac{-e^{pQ}}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left[\frac{-e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right].$$

При $k < l$; $\xi_1^{kl} < 0$; $Q < 0$:

$$\begin{aligned}
 p_l^k = & \frac{(-1)^{n_k}}{\left(\xi_1^{kl}\right)^{n_l} \left(\xi_3^k\right)^{n_k-n_l}} \left\{ \frac{1}{(n_k-n_l-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_3^k}} \frac{d^{n_k-n_l-1}}{dp^{n_k-n_l-1}} \left[\frac{1-e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}}\right)^{n_l}} \right] + \right. \\
 & + \frac{(-1)^{n_k}}{\left(\xi_1^{kl}\right)^{n_k} \left(\xi_2^l\right)^{n_l-n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{|\xi_1^{kl}|}} \frac{d^{n_k-1}}{dp^{n_k-1}} \left[\frac{1}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l}\right)^{n_l-n_k}} \right] + \right. \\
 & \left. \left. + \frac{1}{(n_l-n_k-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l-n_k-1}}{dp^{n_l-n_k-1}} \left[\frac{1}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}}\right)^{n_k}} \right] \right\} \right\}. \quad (4.3.46)
 \end{aligned}$$

При записи выражения (4.3.46) использованы следующие обозначения:

$$\xi_1^{kl} = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{III}}}} \frac{1}{\beta_k - \beta_l};$$

$$\xi_2^l = \left(\frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{III}}} \right)^{-1};$$

$$\sigma_3^k = (\beta_k)^{-1}.$$

Существенного упрощения вычислений можно достичь при условии, что количество слагаемых в первой и второй суммах выражения (4.3.44) достаточно велико, чтобы считать справедливым предположение о нормализации случайной величины y . В этом случае статистика (4.3.44) гауссова и имеет следующие параметры.

При $k > l$

$$M \{y\} = \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{III}}} \right) (\beta_k n_k - \beta_l n_l);$$

$$D \{y\} = \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{III}}} \right)^2 (n_k \beta_k^2 - 2 n_k \beta_k \beta_l + n_l \beta_l^2).$$

При $k < 1$

$$M\{y\} = (\beta_k - \beta_l)n_l \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}\right) + \beta_k(n_l - k_k);$$

$$D\{y\} = \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}\right)^2 (\beta_k - \beta_l)^2 n_k + \beta_k^2 (n_k - n_l).$$

Оценки вероятностей ошибочных и верных решений находится из очевидного соотношения:

$$p_l^k = 1 - \Phi \left\{ \frac{Q - M}{D^{1/2}} \right\}.$$

4.3.3. Оценка эффективности классификации при корнях большой кратности

Методологическая основа расчета информативности та же, что и в разделе 4.1.

Для расчета вероятности p_l^k воспользуемся предположением, о том, что компоненты (квадратурные составляющие на выходе линейной части устройства формирования РЛИ), образующие в результате вектор отсчетов радиолокационного портрета $\bar{\eta}$, статистически независимы и нормальны. В этом случае решение принимается в соответствии с алгоритмом (4.3.1) а вероятности p_l^k находятся в соответствии со следующим приближенным выражением:

$$p_l^k = \exp \left\{ \mu_l^k(S) - S \dot{\mu}_l^k(S) \right\}, \quad (4.3.47)$$

$$\mu_l^k(S) = \ln \int \dots \int P^S(\bar{\eta}/k) P^{1-S}(\bar{\eta}/l) d\bar{\eta} =$$

где

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{S(S-1)(m_{ki} - m_{li})^2}{S\sigma_{li}^2 + (1-S)\sigma_{ki}^2} \ln \frac{(\sigma_{ki}^2)^{1-S} (\sigma_{li}^2)^S}{S\sigma_{li}^2 + (1-S)\sigma_{ki}^2} \right\}, \quad (4.3.48)$$

причем S выбирается из условия $\mu_l^k(S) = 0$.

В последнем выражении: m_{ki} – математическое ожидание, а σ_{ki}^2 – дисперсия i -й компоненты признака при наблюдении ПРЦ k -го класса. Для случая, аналогичного анализу алгоритма (4.3.1):

$$m_{ki} = 0 \quad (k = 1, M; i = 1, N); \quad \sigma_{ki}^2 = \xi_i^k. \quad (4.3.49)$$

4.4. Анализ алгоритмов классификации по РЛИ ПРЦ

Расчет по формулам (4.3.38)–(4.3.39) для трех упомянутых типов ПРЦ позволяет получить следующую матрицу вероятностей правильных и ошибочных решений:

$$P = \begin{pmatrix} P(1/1) & P(2/1) & P(3/1) \\ P(1/2) & P(2/2) & P(3/2) \\ P(1/3) & P(2/3) & P(3/3) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,977 & 0,021 & 0,002 \\ 0,013 & 0,964 & 0,023 \\ 0,010 & 0,038 & 0,952 \end{pmatrix}, \quad (4.4.1)$$

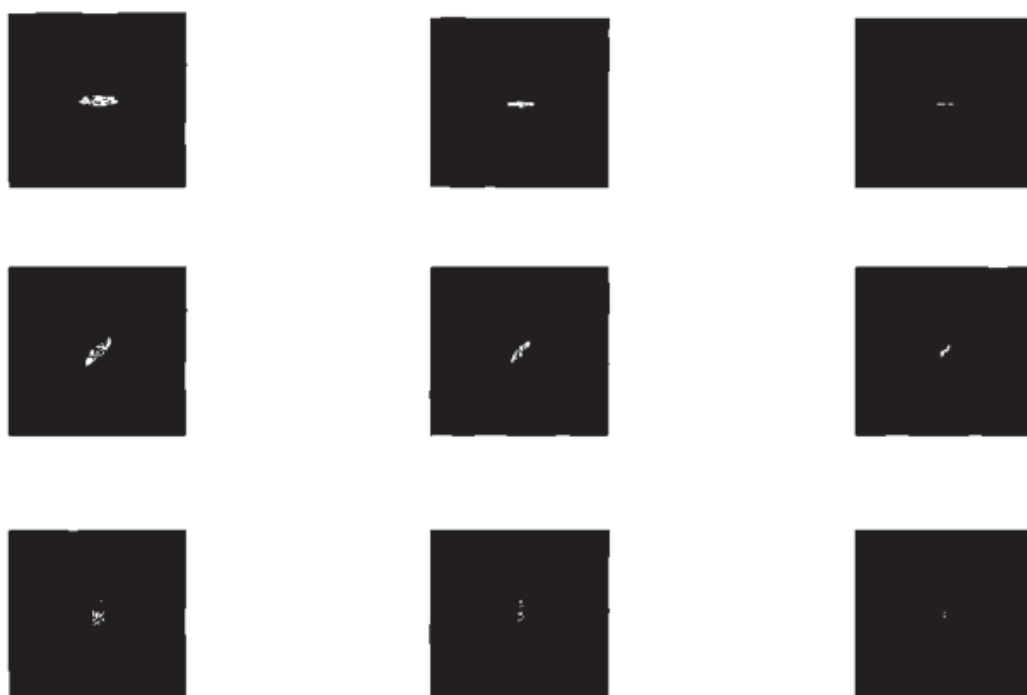
где $P(1/k)$ – вероятность принятия решения в пользу 1-го класса при истинном – k . Номера соответствуют: 1 – «большая» цель, 2 – цель «среднего» класса и 3 – «малая» цель.

Результаты приведены для случая, когда какие-либо искажения радиолокационных портретов отсутствуют, а удельная ЭПР подстилающей поверхности (–30 дБ) настолько мала, что ее величина практически не оказывает влияния на качество классификации.

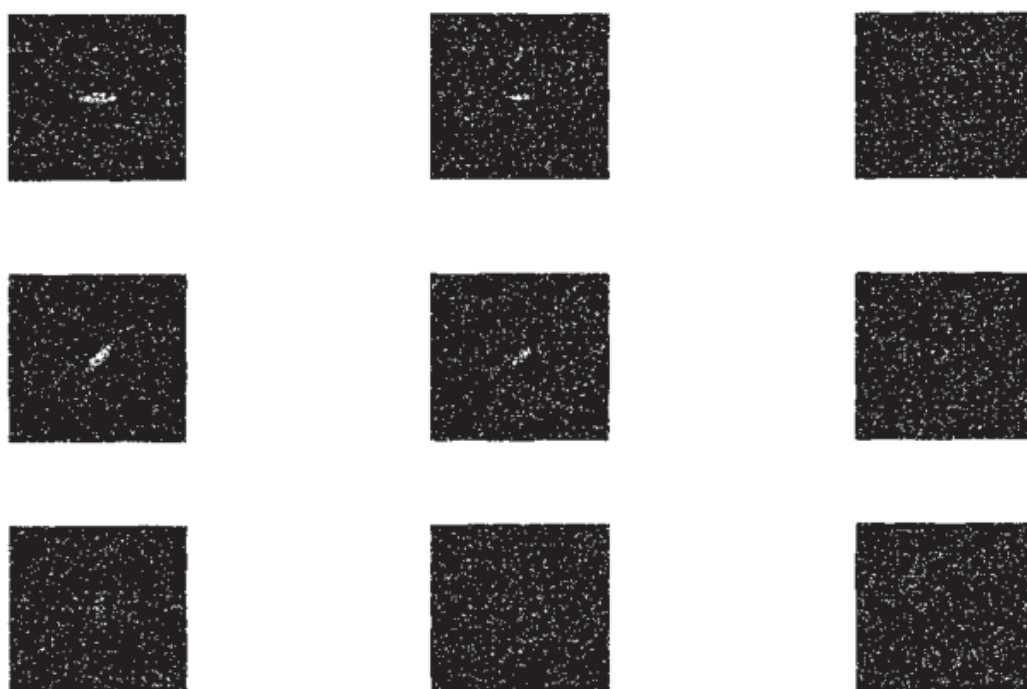
Для анализа алгоритмов классификации в более широком спектре условий наблюдения, по-видимому, нет альтернативы методам статистического моделирования. В данном разделе приведены результаты такого моделирования для анализа эффективности классификации трех типов ПРЦ при двух вариантах разрешающей способности (12 и 24 м), трех значениях удельной ЭПР МП (–30, –20 и –10 дБ), и трех ракурсах наблюдения ПРЦ (0°, 45° и 90°). Примеры РЛИ показаны на рис. 4.10, а матрицы вероятностей – в табл. 4.1.

4.5. Комплексное распознавание. Классификация ПРЦ по данным нескольких средств наблюдения

В тех случаях, когда по одному вектору наблюдаемых данных требуемая вероятность правильной классификации обеспечена быть не может, встает вопрос об оптимальном использовании совокупности всех данных для принятия решения о классе ПРЦ: разработке соответствующих алгоритмов и анализе их эффективности.



ЭПР МП = -30дБ



ЭПР МП = -10дБ

Рис. 4.10. Примеры РЛИ ПРЦ

Таблица 4.1

№ п/п	Разрешение (м)	ЭПР МП (дБ)	Ракурс	P
1	2	3	4	5
1	12	–30	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
2	12	–20	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,05 & 0,95 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,9 & 0,1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,15 & 0,85 \end{pmatrix}$
3	12	–10	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,2 & 0,8 & 0 \\ 0 & 0,35 & 0,65 \\ 0 & 0,2 & 0,8 \end{pmatrix}$

Окончание табл. 4.1

№ п/п	Разрешение (м)	ЭПР МП (дБ)	Ракурс	P
1	2	3	4	5
4	24	–30	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,7 & 0,3 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0,1 & 0,85 & 0,05 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 0,85 & 0,15 \\ 0 & 0,2 & 0,8 \end{pmatrix}$
5	24	–20	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,6 & 0,4 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 0,7 & 0,3 & 0 \\ 0,1 & 0,85 & 0,05 \\ 0 & 0,05 & 0,95 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 0,8 & 0,2 \\ 0 & 0,3 & 0,7 \end{pmatrix}$
6	24	–10	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,3 & 0,7 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 0,9 & 0,1 & 0 \\ 0,1 & 0,8 & 0,1 \\ 0,05 & 0,3 & 0,65 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,1 & 0,2 & 0,65 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$

4.5.1. Процедуры комплексной классификации

Алгоритм комплексной классификации может строиться на основе двух принципов:

- объединение признаков;
- объединение решений.

В первом случае от различных средств наблюдения (СН) в центральный пункт (ЦП) обработки поступают значения признаков, например, данные радиолокационной разведки (РЛР) – отсчеты РЛИ или функции от них; данные радиотехнической разведки (РТР) – параметры разведанных сигналов – мощность, частота, длительность импульсов, период их следования и т. д.; данные радиоразведки (РР) – вид и глубина модуляции РР. При достаточных временных и вычислительных ресурсах традиционное классическое решение задачи классификации обеспечивает достоверность, близкую к оптимальной. В то же время названный подход является чрезвычайно громоздким.

В этом случае целесообразно комплексирование информации на уровне объединения решений, вынесенных отдельными средствами наблюдения.

Близким к оптимальному будет применение правила взвешенного суммирования [2], содержание которого заключается в следующем. При поступлении в ЦП решения 1-го источника информации ($l = \overline{1, L}$) в пользу i -го класса для каждого j -го класса ($i, j = \overline{1, M}$) вычисляется коэффициент, равный:

$$V_{jl} = C_{ijl}; \quad C_{ijl} = A \lg \frac{P_{ijl}}{P_{il}}, \quad (4.5.1)$$

где

$$P_{il} = \min_j P_{ijl};$$
$$A^{-1} = \max_{i,j,l} \lg \left(\frac{P_{ijl}}{P_{il}} \right),$$

где P_{ijl} – вероятность вынесения решения в пользу i -го класса l -м источником при фактическом наличии ПРЦ j -го класса.

Полученные коэффициенты суммируются

$$V_j = \sum_{l=1}^L V_{jl}; \quad j = \overline{1, M}$$

и принимается решение в пользу класса, для которого величина V_j максимальна.

Рассмотрим некоторые упрощения алгоритма взвешенного суммирования. Прежде всего проанализируем ситуацию, когда вероятности правильных и ошибочных решений одинаковы для разных СН:

$$P_{ji1} = P_{ji2} = \dots = P_{jiL} = P_0;$$

$$P_{ij1} = P_{ij2} = \dots = P_{ijL} = \frac{1 - P_0}{M - 1}; \quad 1 \neq j; \quad 1, j = \overline{1, M}.$$

В этом случае реализуется процедура «простого голосования», когда решение принимается в пользу того класса, за который «голосует» большинство СН. Названная процедура является оптимальной, если:

- источники информации статистически независимы;
- достоверность источников одинакова;
- вероятности ошибочных решений одинаковы.

Простое голосование представляет собой достаточно эффективную процедуру принятия коллективного решения, если достоверности источников мало отличаются между собой. Если такое различие существенно, следует использовать правило взвешенного голосования, которое реализуется при выполнении следующего условия:

$$P_{ijl} = \frac{1 - P_{ijl}}{M - 1}; \quad i \neq j; \quad i, j = \overline{1, M}.$$

При этом каждому «голосу» приписывается свой «вес»:

$$C_{ijl} = A \lg \frac{P_{ijl}}{P_{ijl}}; \quad C_{ijl} = 0.$$

4.5.2. Анализ эффективности классификации

С целью получения самых общих представлений о повышении эффективности классификации ПРЦ за счет комплексирования данных от разных средств наблюдения рассмотрим зависимость вероятности правильного распознавания (ВПР) всей системы в целом (P_ε) от ВПР одного СН (P_p) при разном количестве источников информации L . В частности, на рис. 4.11 приведена названная зависимость для алгоритма простого голосования. Из рисунка следует, что для получения итоговой вероятности $P_\varepsilon > 0,9$ при наличии 6 независимых средств наблюдения частная вероятность правильной классификации каждым СН должна быть не менее 0,7. (Вывод соответствующей методики расчета приведен в Приложении).

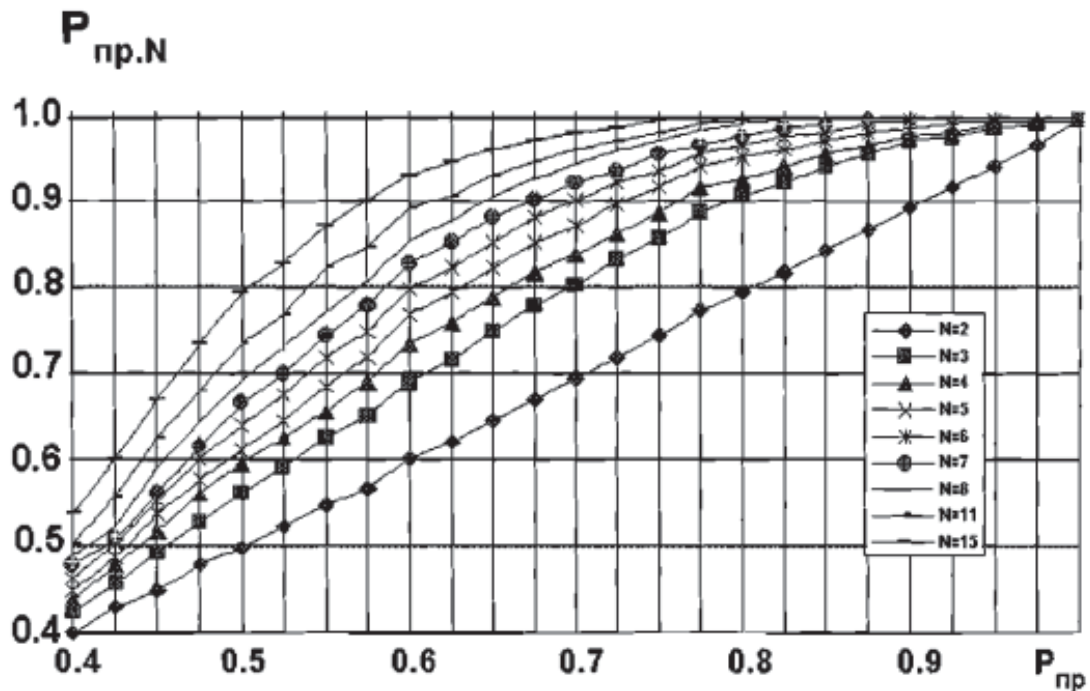


Рис. 4.11. Зависимости вероятности правильного распознавания при простом голосовании от вероятности правильного распознавания при принятии решения по одному наблюдению

В некоторых случаях процедуры простого голосования снижают итоговую ВПР. Так, например, при объединении трех СН, из которых два имеют ВПР, равную 0,4, а один – 0,9 при простом голосовании $P_{\varepsilon} < 0,7$, а при взвешенном больше 0,9.

Конкретный пример применения алгоритма коллективного распознавания рассмотрим для ситуации объединения данных радиолокационной и радиотехнической разведки. Предположим, что классификатор располагает следующими источниками информации.

1. Станция РТР, определяющая класс ПРЦ по параметрам частотной модуляции принимаемого сигнала, вызванной килевой и бортовой качками ПРЦ при использовании электронной стабилизации луча РЛС.

2. РЛС с синтезированной апертурой, определяющая класс ПРЦ по его радиолокационному изображению. Причем сведения о классе ПРЦ, формируемые РСА могут быть получены неоднократно на разных витках орбиты носителя РСА. Эти сведения считаются статистически независимыми.

Эффективность каждого СН оценивается матрицей вероятностей правильных и ошибочных решений.

$$P = \begin{pmatrix} P_{A/A} & P_{K/A} & P_{Э/A} \\ P_{A/K} & P_{K/K} & P_{Э/K} \\ P_{A/Э} & P_{K/Э} & P_{Э/Э} \end{pmatrix}.$$

Цифровое моделирование алгоритма классификации по данным средств РТР [7], для одной из возможных практических ситуаций, позволило получить следующую матрицу:

$$P = \begin{pmatrix} 0,88 & 0,12 & 0,0 \\ 0,15 & 0,78 & 0,07 \\ 0,0 & 0,28 & 0,72 \end{pmatrix}.$$

Для второго из используемых средств наблюдения – РСА. Выделим две типовых ситуации, исследованных методом статистического моделирования при использовании в качестве прототипа тактико-технических характеристик космического аппарата SEASAT. При высокой эффективности (отношение сигнал/шум на выходе линейной части приемника составляет величину порядка 20 дБ) оценка матрицы вероятностей правильной и ошибочной классификации была получена в следующем виде:

$$P_2^{(1)} = \begin{pmatrix} 0,95 & 0,04 & 0,01 \\ 0,03 & 0,85 & 0,12 \\ 0,00 & 0,09 & 0,91 \end{pmatrix}.$$

При низком отношении сигнал/шум (порядка 14 дБ) оценка матрицы имеет вид:

$$P_2^{(2)} = \begin{pmatrix} 0,65 & 0,22 & 0,13 \\ 0,18 & 0,49 & 0,33 \\ 0,10 & 0,27 & 0,63 \end{pmatrix}.$$

Используя приведенные данные о достоверности различных СН моделировались разные ситуации коллективного распознавания. Предполагалось, что от каждого источника поступает информация о номере выбранного класса. Сравнивались, два правила принятия решения: простое голосование и взвешенное суммирование, причем при взвешенном суммировании матрицы вероятностей, описывающие

эффективность различных средств наблюдения, предполагались известными. Результаты моделирования сведены в табл. 4.2. В первом ее столбце приведены обозначения матриц, вероятностей используемых источников. Цифра перед матрицей указывает на число независимых СН (при моделировании изменялось количество решений, принимаемых на основе РСА).

Т а б л и ц а 4 . 2

Комбинация СН	Простое голосование	Взвешенное суммирование
$P_1, 1P_2^{(1)}$	0,91 0,08 0,01 0,09 0,82 0,09 0,00 0,18 0,82	0,95 0,05 0,00 0,03 0,81 0,16 0,00 0,03 0,97
$P_1, 2P_2^{(1)}$	0,99 0,01 0,00 0,02 0,94 0,04 0,00 0,05 0,95	0,99 0,01 0,00 0,01 0,95 0,03 0,00 0,05 0,95
$P_1, 6P_2^{(2)}$	0,91 0,07 0,02 0,07 0,72 0,21 0,01 0,14 0,85	0,94 0,06 0,00 0,05 0,82 0,13 0,00 0,13 0,87
$P_1, 10P_2^{(2)}$	0,94 0,05 0,01 0,05 0,75 0,20 0,00 0,10 0,90	0,97 0,03 0,00 0,04 0,89 0,07 0,00 0,13 0,87
$P_1, 14P_2^{(2)}$	0,98 0,02 0,00 0,03 0,78 0,19 0,00 0,06 0,94	0,98 0,02 0,00 0,02 0,91 0,07 0,00 0,07 0,93

Из анализа результатов моделирования можно сделать следующие выводы. Если имеются два источника информации с разными матрицами вероятностей верных и ошибочных решений, то при простом голосовании итоговая матрица оказывается «средней» между исходными матрицами. При взвешенном суммировании итоговая матрица будет, по крайней мере, не хуже, чем любая из исходных. При простом голосовании вероятность ошибки с ростом числа «плохих» источников информации может даже увеличиваться, если в коллективе распознающих автоматов наряду с источником, обладающим высокой достоверностью, присутствуют «плохие» СН, имеющие низкую эффективность классификации.

Правило взвешенного суммирования при тех же условиях обеспечивает гарантированный выигрыш по отношению к самому «хорошему» средству наблюдения, используемому вне коллектива решающих правил. Платой за такой выигрыш является априорное знание достоверности классификации ПРЦ каждым средством наблюдения.

Названные сведения не могут быть получены иначе, чем в результате оценки эффективности каждого классификатора либо по рабочим, либо экспериментальным, либо моделируемым выборкам наблюдаемых данных.

4.6. Методика расчета вероятности правильного распознавания при объединении решений отдельных СН методом простого голосования

Рассмотрим задачу расчета матрицы вероятностей правильных и ошибочных решений при условии, что частные решения выносятся одинаковыми средствами наблюдения методом простого голосования. Число объединяемых решений P . Априорные вероятности P_j наблюдения каждого типа ПРЦ известны. Число классов, как и в предыдущих случаях, равно трем. Предположим, что в пользу j -го класса принято n_j частных решений. Общее число объединяемых решений – N . Тогда вероятность возникновения конкретной ситуации совмещения n_1 , n_2 и $n_3 = N - (n_1 + n_2)$ частных решений при наблюдении цели 1-го класса равна

$$C_N^{n_1} C_{N-n_1}^{n_2} P_{1j}^{n_1} P_{2j}^{n_2} P_{3j}^{N-n_1-n_2}.$$

Следует заметить, что при использовании простого голосования могут возникнуть конфликтные ситуации, когда справедливо одно из следующих условий

$$\begin{aligned} n_1 &= n_2 > n_3; \\ n_1 &= n_3 > n_2; \\ n_2 &= n_3 > n_1 \end{aligned} \tag{4.6.1}$$

или
$$n_1 = n_2 = n_3 = N/3. \tag{4.6.2}$$

Предположим, что разрешение конфликтных ситуаций производится случайным образом. При этом в ситуациях (4.7.1) конфликт

между j -м и r -м классами разрешается в пользу j -го класса с вероятностями $P_{k2}(j/r)$, которые представлены в виде матрицы:

$$P_{k2} = \begin{pmatrix} 0 & P_{k2}(1/2) & P_{k2}(1/3) \\ P_{k2}(2/1) & 0 & P_{k2}(2/3) \\ P_{k2}(3/1) & P_{k2}(3/2) & 0 \end{pmatrix}$$

для элементов которой справедливо условие

$$P_{k2}(j/r) + P_{k2}(r/j) = 1 \text{ при } j \neq r.$$

Конфликтные ситуации типа (3.7.1) с вероятностью $P_{k3}(j)$ разрешаются в пользу j -го класса. При этом справедливо равенство

$$P_{k3}(1) + P_{k3}(2) + P_{k3}(3) = 1.$$

Используя введенные предположения, для вероятности вынесения итогового решения в пользу j -го класса при наблюдении цели i -го класса можно воспользоваться выражением:

$$P_N(j/i) = \sum_{n_j=0}^N \sum_{n_r=0}^{N-n_j} C_N^{n_j} C_{N-n_j}^{n_r} P_{ji}^{n_j} P_{ri}^{n_r} P_{qi}^{N-n_j-n_r} \times A(N, n_j, n_r),$$

где $r \neq j$, $r \neq q$, $q \neq j$.

Коэффициент $A(N, n_j, n_r)$ принимает следующие значения:

$$A(N, n_j, n_r) = \begin{cases} 0 & \text{если } n_j < n_r \text{ или } n_j < \frac{N-n_r}{2} \\ 1 & \text{если } n_j > n_r \text{ и } n_j > \frac{(N-n_r)}{2} \\ P_{k2}\left(\frac{j}{r}\right) & \text{если } n_j = n_r \text{ и } n_j > \frac{N}{3} \\ P_{k2}\left(\frac{j}{q}\right) & \text{если } n_j = \frac{N-n_r}{2} \text{ и } n_j > n_r \\ P_{k3}(j) & \text{если } n_j = n_r = \frac{N}{3} \end{cases}.$$

Вероятность правильного распознавания ПРЦ на основе частных решений определяется в соответствии с выражением

$$P_{\text{пр.}N} = \sum_{i=1}^3 P_i P_N(1/i).$$

4.7. Литература к главе 4

1. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции: в 3 т. / Г. Ван Трис. – М.: Сов. радио, 1972. Т. 1. – 744 с.
2. Растринин Л.А. Метод коллективного распознавания / Л.А. Растринин, Р.Х. Эринштейн. – М.: Энергоиздат, 1981. – 80 с.
3. Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. – М.: Наука, 1977. – 832 с.
4. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции: в 3 т. / Г. Ван Трис. – М.: Сов. радио. 1977. Т. 3. – 664 с.
5. Терраин Ч.У. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистических моделях / Ч.У. Терраин, Т.Ф. Куатьери, Д.Е. Даржон // ТИИЭР. – 1986. – Т. 72. – №4. – С. 4-26.
6. Доросинский Л.Г. Использование граничных соотношений Кайлата для оценки эффективности классификации сигналов. 24-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии». Севастополь, 7–13 сентября 2014 г.
7. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.
8. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

5. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ (НС)

5.1. Нейронные сети и их применение в задачах распознавания РЛИ

Одним из перспективных инструментов решения задачи классификации РЛИ являются нейронные сети [1, 2], основой которых может многослойный персептрон (рис. 5.1). Применение названного инструмента проблематично из-за того, что РЛИ имеют большую размерность и требуется большой объём тренировочной выборки.

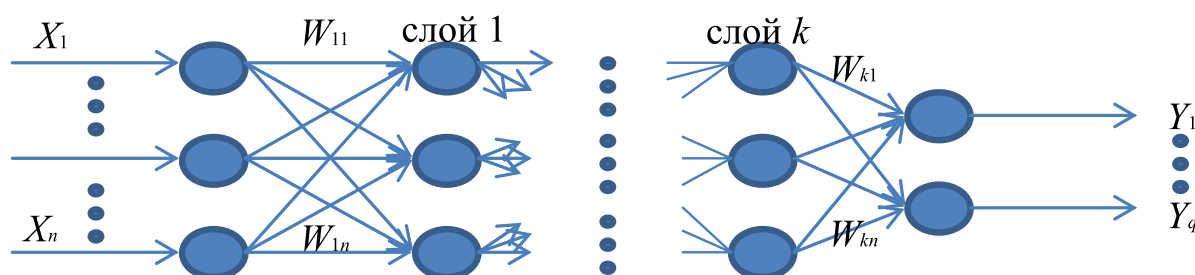


Рис. 5.1. Многослойный персептрон

5.1.1. Персептрон

Для обучения персептрона обычно предъявляется последовательность РЛИ, в которую входят представители каждого из классов, подлежащих различению. Правильный выбор запоминается. После предъявления контрольных РЛИ определяется вероятность правильного решения для каждого класса.

5.1.2. Многослойные нейронные сети

Архитектура многослойной нейронной сети (МНС) состоит из последовательно соединённых слоёв, где нейрон каждого слоя своими входами связан со всеми нейронами предыдущего слоя, а выходами — следующего. НС с двумя решающими слоями может с любой точностью аппроксимировать любую многомерную функцию. Обучаются МНС при помощи алгоритма обратного распространения ошибки,

являющегося методом градиентного спуска в пространстве весов с целью минимизации суммарной ошибки сети. При этом ошибки (точнее величины коррекции весов) распространяются в обратном направлении от выходов к входам, сквозь веса, соединяющие нейроны.

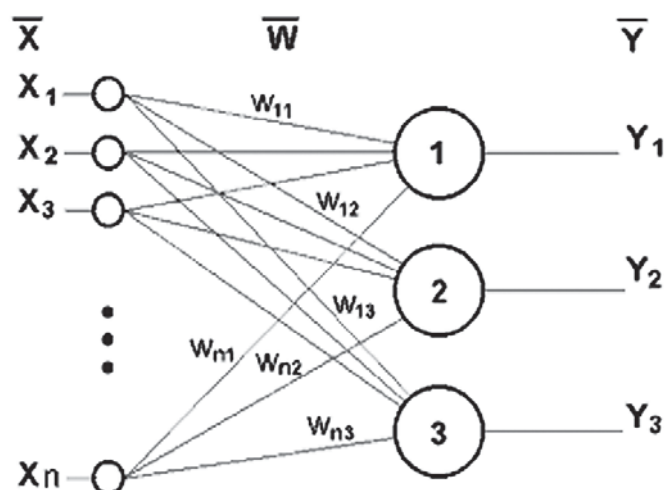


Рис. 5.2. Персептрон

МНС так же используется для непосредственной классификации РЛИ – на вход подаётся или само изображение в каком-либо виде, или набор ранее извлечённых ключевых характеристик изображения, на выходе нейрон с максимальной активностью указывает принадлежность к распознанному классу (рис. 5.3).

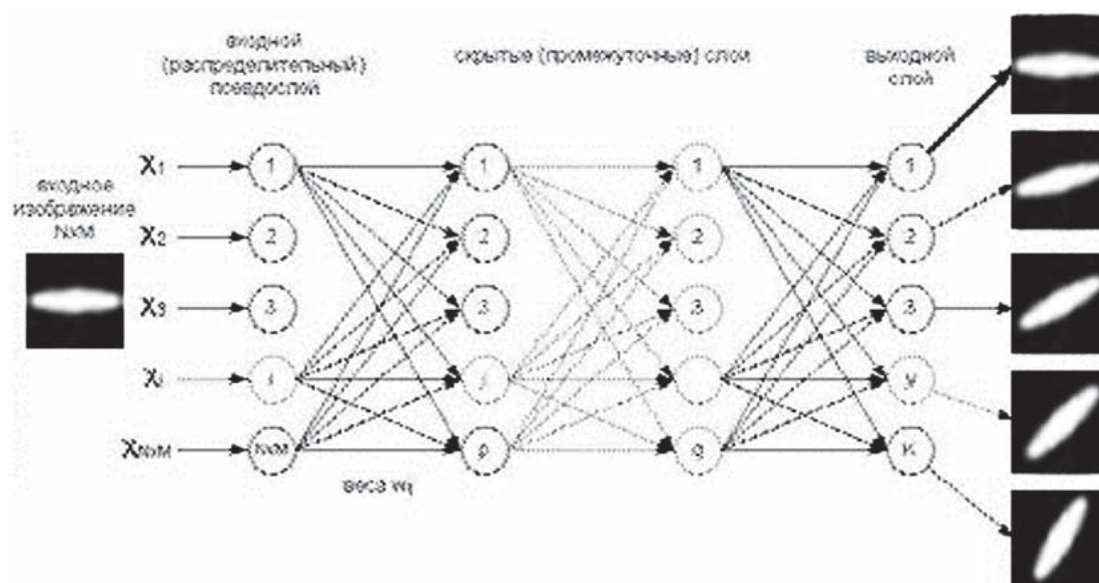


Рис. 5.3. Многослойная нейронная сеть для классификации изображений

В классической МНС межслойные нейронные соединения полносвязны, и изображение представлено в виде одномерного вектора, хотя оно двумерно. Архитектура свёрточной НС направлена на преодоление этих недостатков. В ней использовались локальные рецепторные поля, общие веса и иерархическая организация с пространственными подвыборками.

5.1.3. Свёрточная нейронная сеть

Свёрточная НС (СНС) обеспечивает частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, искажениям. Архитектура СНС состоит из многих слоёв, каждый из которых имеет несколько плоскостей, причём нейроны следующего слоя связаны только с небольшим числом нейронов предыдущего слоя из окрестности локальной области (как в зрительной коре человека). Веса в каждой точке одной плоскости одинаковы (свёрточные слои). За свёрточным слоем следует слой, уменьшающий его размерность путём локального усреднения. Затем опять реализуется свёрточный слой, и так далее. Таким образом, достигается иерархическая организация. Более поздние слои извлекают более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. Обучается СНС стандартным методом обратного распространения ошибки.

Типичная структура свёрточной нейронной сети представлена на рис. 5.4.

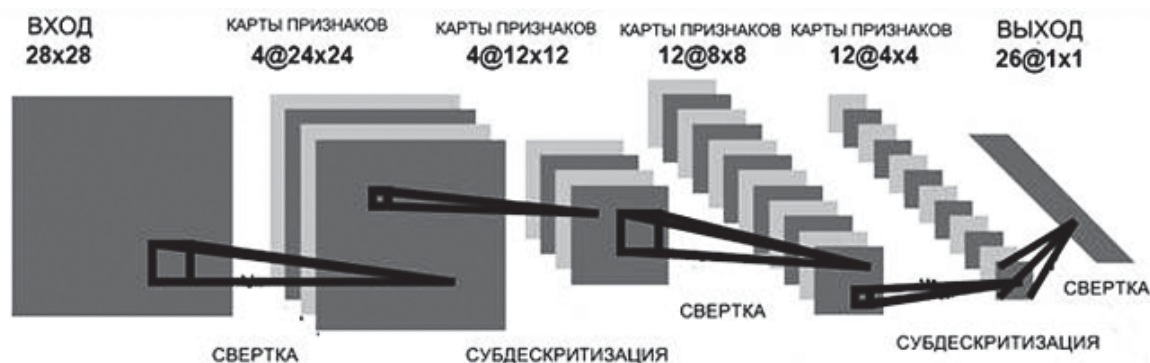


Рис. 5.4. Свёрточная нейронная сеть

Свёрточная нейронная сеть представляет собой особый класс НС, наилучшим образом подходящий для интеллектуальной обработки визуальных данных. Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоев (C-layers), субдискретизирующих

слоев (S-layers) и наличии полносвязных (F-layers) слоев на выходе. Они объединяют в себе три архитектурных идеи для достижения инвариантности к сдвигу и искажению исходных РЛИ

Концепция разделяемых весов предполагает, что для большого количества связей используется очень небольшой набор весов.

5.1.4. Способ нейросетевой реализации метода анализа главных компонент

Суть метода анализа главных компонент заключается в получении максимально декоррелированных коэффициентов, характеризующих входные образы. Эти коэффициенты называются главными компонентами и используются для статистического сжатия изображений, в котором небольшое число коэффициентов используется для представления всего образа. НС с одним скрытым слоем, обученная по методу обратного распространения ошибки восстанавливать на выходе изображение, поданное на вход, формирует на выходе скрытых нейронов коэффициенты первых N главных компонент, которые и используются для сравнения.

5.1.5. Нейронные сети высокого порядка

Нейронные сети высокого порядка (НСВП) отличаются от МНС тем, что у них только один слой, но на входы нейронов поступают так же термы высокого порядка, являющиеся произведением двух или более компонент входного вектора. Такие сети так же могут формировать сложные разделяющие поверхности. Особенность такой сети заключается в том, что для обучения некоторому классу достаточно предъявить его образ без вариаций масштабов и поворотов – после обучения сеть будет распознавать известные классы инвариантно к масштабу и поворотам.

5.1.6. Нейронные сети Хопфилда

НС Хопфилда (НСХ) является однослойной и полносвязной (связи нейронов на самих себя отсутствуют), её выходы связаны со входами. В отличие от МНС, НСХ является релаксационной – т.е. будучи установленной в начальное состояние, функционирует до тех пор, пока не достигнет стабильного состояния, которое и будет являться её выходным значением. НСХ применяются в качестве ассоциативной памяти и для решения оптимизационных задач. В первом случае

НСХ обучается без учителя (например, по правилу Хебба), во втором случае веса между нейронами изначально кодируют решаемую задачу. НСХ бывают синхронными, когда одновременно пересчитываются все нейроны и асинхронными, когда пересчитывается случайно выбранный нейрон. Для исследования динамики функционирования НСХ используются методы Ляпунова. Показано, что асинхронная НСХ всегда сходится к устойчивым точкам, а аттракторами синхронной НСХ являются устойчивые стационарные точки и предельные циклы длины два.

Применение НСХ в качестве ассоциативной памяти позволяет точно восстанавливать РЛИ, которым сеть обучена, при подаче на вход искажённого образа. При этом сеть «вспомнит» наиболее близкий (в смысле локального минимума энергии) образ, и таким образом распознает его.

5.1.7. Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена

Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена (СНСК) обеспечивают топологическое упорядочивание входного пространства образов. Они позволяют топологически непрерывно отображать входное n -мерное пространство в выходное m -мерное. Такое преобразование обеспечило частичную устойчивость к изменению освещения, смещениям и искажениям, избавило от необходимости предварительной обработки изображения (преимущество – ускорение работы), а так же значительно ускорило процесс обучения и классификации, делая эту систему применимой в реальном времени (использовалась для распознавания лиц). Отмечено так же небольшое преимущество СКК перед методом анализа главных компонент, которое заключалось в более высокой точности последующей классификации на основе данных уменьшенной размерности.

5.1.8. Нейронная сеть с радиально-базисной функцией

Нейронная сеть с радиально-базисной функцией (НСРБФ) является дальнейшим развитием НС Кохонена, в которой после конкурентного слоя добавлен ещё один слой, обучаемый по методу обратного распространения. В отличие от НС Кохонена в НСРБФ выходами нейронов конкурентного слоя являются значения функции Гаусса с нормальным законом распределения, и обнуление не победивших нейронов не требуется. Ширина радиально-базисной функции характеризует расстояние между центром кластера, который образуется каждым нейронным элементом и его ближайшими соседями.

5.1.9. Когнитрон

Когнитрон своей архитектурой похож на строение зрительной коры, имеет иерархическую многослойную организацию, в которой нейроны между слоями связаны только локально. Обучается с помощью конкурентного обучения (без учителя). Каждый слой реализует различные уровни обобщения; входной слой чувствителен к простым образам, таким, как линии, и их ориентации в определенных областях визуальной области, в то время как реакция других слоев является более сложной, абстрактной и независимой от позиции образа.

5.1.10. Неокогнитрон

Неокогнитрон более точно отражает строение зрительной системы, позволяет распознавать образы независимо от их преобразований, вращений, искажений и изменений масштаба. Неокогнитрон может как самообучаться, так и обучаться с учителем. Неокогнитрон получает на входе двумерные образы, аналогичные изображениям на сетчатой оболочке глаза, и обрабатывает их в последующих слоях аналогично тому, как это было обнаружено в зрительной коре человека. Конечно, в неокогнитроне нет ничего, ограничивающего его использование только для обработки визуальных данных, он достаточно универсален и может найти широкое применение как обобщенная система распознавания образов.

В зрительной коре были обнаружены узлы, реагирующие на такие элементы, как линии и углы определенной ориентации. На более высоких уровнях узлы реагируют на более сложные и абстрактные образы такие, как окружности, треугольники и прямоугольники. На еще более высоких уровнях степень абстракции возрастает до тех пор, пока не определятся узлы, реагирующие на образ ПРЦ и сложные формы. В общем случае узлы на более высоких уровнях получают вход от группы низкоуровневых узлов и, следовательно, реагируют на более широкую область визуального поля. Реакции узлов более высокого уровня менее зависят от позиции и более устойчивы к искажениям.

Когнитрон является мощным средством распознавания изображений, однако требует высоких вычислительных затрат, которые на сегодняшний день недостижимы.

5.1.11. Смешанный метод

Подход основан на использовании сети встречного распространения. В качестве исходных данных рассматриваются растровые изображения, задаваемые матрицами, значения элементов которых соответствуют пикселям изображения. Распознаваемые изображения по отношению к эталонным подвергались зашумлению с уровнем шума до 50%, при этом шум задавался равномерным.

Для решения поставленной задачи предлагается следующая структура нейронной сети (рис. 5.5).

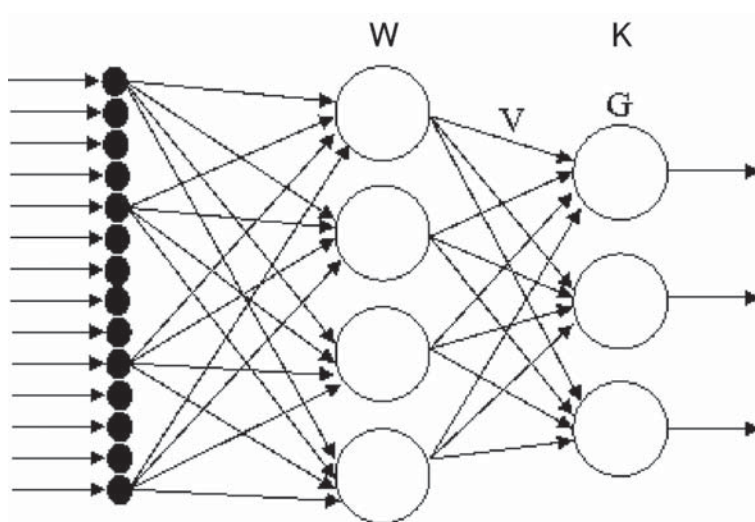


Рис. 5.5. Смешанная НС:
К – слой Кохонена, W – веса нейронов Кохонена,
G – слой Гроссберга, V – веса нейронов Гроссберга

Промежуточный слой Кохонена используется с целью предобработки входных данных, что позволяет эффективно сократить размерность входного вектора и уменьшить тем самым погрешность обучения сети.

Затем сеть обучается следующим образом. На вход сети подается один из элементов обучающего множества (при условии, что каждый элемент за один цикл обучения участвует один раз). Входные данные поступают на слой Кохонена. Слой Кохонена работает по принципу «победитель забирает все», т.е. только выигравший нейрон изменяет свои веса. Данные обработанные слоем Кохонена подаются на слой Гроссберга, веса которого изменяются. Таким образом, на сеть подаются все элементы обучающего множества, но подаются не один раз, так как количество циклов обучения задается пользователем.

5.1.12. Вероятностная нейронная сеть

В задачах классификации выходы сети можно интерпретировать как оценки вероятности того, что элемент принадлежит некоторому классу, и сеть фактически учится оценивать функцию плотности вероятности. Аналогичная полезная интерпретация может иметь место и в задачах регрессии – выход сети рассматривается как ожидаемое значение модели в данной точке пространства входов. Это ожидаемое значение связано с плотностью вероятности совместного распределения входных и выходных данных.

При решении задачи классификации можно оценить плотность вероятности для каждого класса, сравнить между собой вероятности принадлежности различным классам и выбрать наиболее вероятный. Другой подход к оценке плотности вероятности основан на ядерных оценках. Тот факт, что наблюдение расположено в данной точке пространства, свидетельствует о том, что в этой точке имеется некоторая плотность вероятности. Кластеры из близко лежащих точек указывают на то, что в этом месте плотность вероятности большая. Вблизи наблюдения имеется большее доверие к уровню плотности, а по мере отдаления от него доверие убывает и стремится к нулю (рис. 5.6).

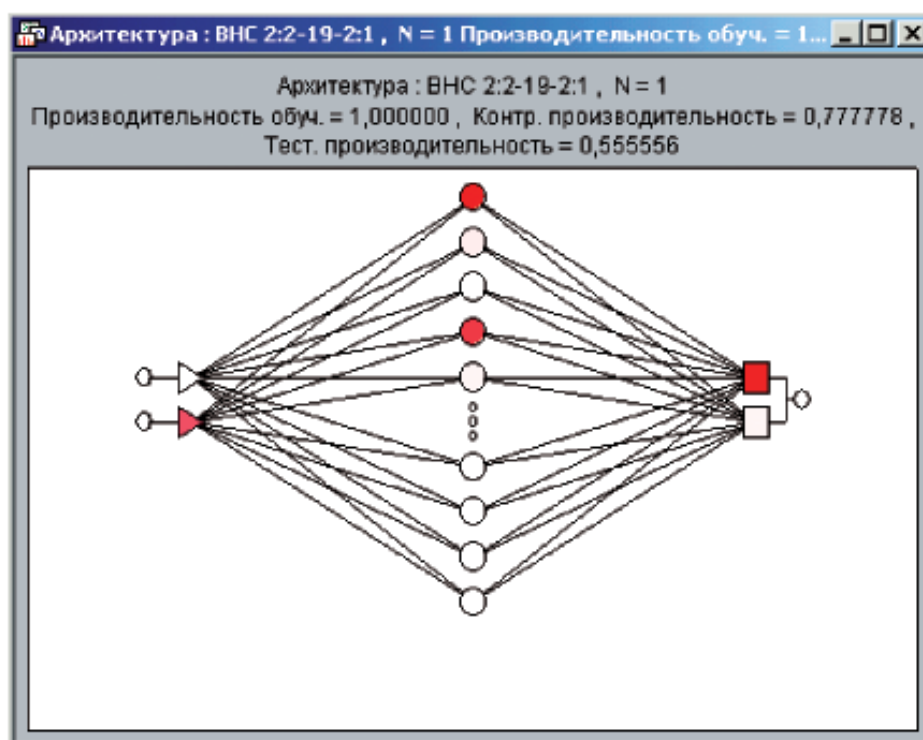


Рис. 5.6. Вероятностная нейронная сеть

5.1.13. Линейная сеть

В задаче классификации гиперплоскость размещается таким образом, чтобы она разделяла собой два класса (линейная дискриминантная функция); в задаче регрессии гиперплоскость должна проходить через заданные точки. Линейная модель обычно записывается с помощью матрицы $N \times N$ и вектора смещения размера N .

В задаче классификации гиперплоскость размещается таким образом, чтобы она разделяла собой два класса (линейная дискриминантная функция); в задаче регрессии гиперплоскость должна проходить через заданные точки. Линейная модель обычно записывается с помощью матрицы $N \times N$ и вектора смещения размера N .

На языке нейронных сетей линейная модель представляется сетью без промежуточных слоев, которая в выходном слое содержит только линейные элементы (то есть элементы с линейной функцией активации). Веса соответствуют элементам матрицы, а пороги – компонентам вектора смещения. Во время работы сеть фактически умножает вектор входов на матрицу весов, а затем к полученному вектору прибавляет вектор смещения.

Линейная сеть является хорошей точкой отсчета для оценки качества построенных Вами нейронных сетей. Может оказаться так, что задачу, считавшуюся очень сложной, можно успешно решить не только нейронной сетью, но и простым линейным методом. Если же в задаче не так много обучающих данных, то, вероятно, просто нет оснований использовать более сложные модели.

5.2. Сравнительный анализ нейронных сетей применительно к задаче классификации ПРЦ

Далее приведём результаты исследования процедуры классификации РЛИ нейронными сетями различной структуры [2, 3]: многослойный персептрон, радиальная базисная функция, вероятностная нейронная сеть, обобщенная регрессионная нейронная сеть, самоорганизующаяся карта Кохонена, линейная сеть, сеть главных компонент.

Для решения задачи классификации с помощью нейронной сети необходима обучающая выборка и выборка тестовых значений.

Для создания обучающей выборки был использован пакет MS Office. Было создано 12 картинок 7×7 (рис. 5.7), отображающих изображения трех разных классов ПРЦ (большой, средний и малый).

Большой (A1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Средний (B1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Малый (B1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Рис. 5.7. Классифицируемые изображения

Оставшиеся картинки повторяют приведённые РЛИ, но повернуты на 45 градусов по часовой стрелке.

В результате классификации подвергаются 12 образов входных сигналов (А1, А2, А3, А4, Б1, Б2, Б3, Б4, В1, В2, В3, В4), каждый из которых состоит из 49 переменных.

Для обучения нейронной сети были созданы последовательности обучающих изображений (по 100 для каждого класса, с нормальным распределением отдельных отсчётов. Математическое ожидание фона = 0, стандартное отклонение фона = 0,1. Математическое ожидание отсчёта изображения, отвечающего за элемент ПРЦ равен 1, стандартное отклонение = 0,1).

Для исследования поведение нейронных сетей различных типов при увеличении «зашумленности» исходных данных были созданы еще 3 выборки (со средним отклонением фона и рисунка 0,1; 0,2 и 0,3).

Результаты моделирования представлены в виде условных рисунков (рис. 5.8–5.11), наглядно демонстрирующих качество работы сети. Каждая «ступенька» на графиках означает номер класса. В случае безошибочной классификации (принятии правильного решения) ступенька остаётся плоской. Наличие ошибки демонстрируется скачком с той позиции, которая соответствует верному решению на ступеньку, которая соответствует принятому решению. При этом качество сети тем хуже, чем больше таких скачков (чем более густое изображение).

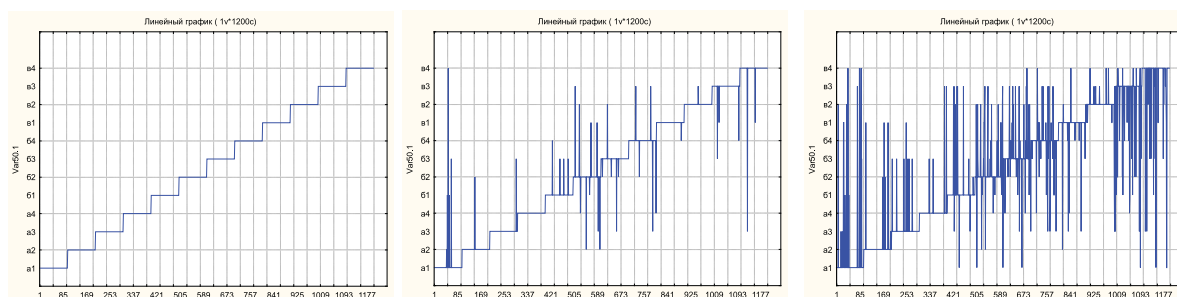
В результате исследований были выявлены две нейронные сети наиболее пригодные для решения задачи классификации: вероятностная нейронная сеть и линейная сеть.

5.3. Оценка ракурса с помощью нейронных сетей

Для обучения НС были сформированы 12 моделей различной конфигурации. Для получения обучающей выборки на каждую модель были наложены шумы (10 %) от яркости. В результате была создана обучающая выборка в 1200 изображений 12 различных классов (рис. 5.12, 5.13).

Многослойный персептрон кросс энтропия

1 слой

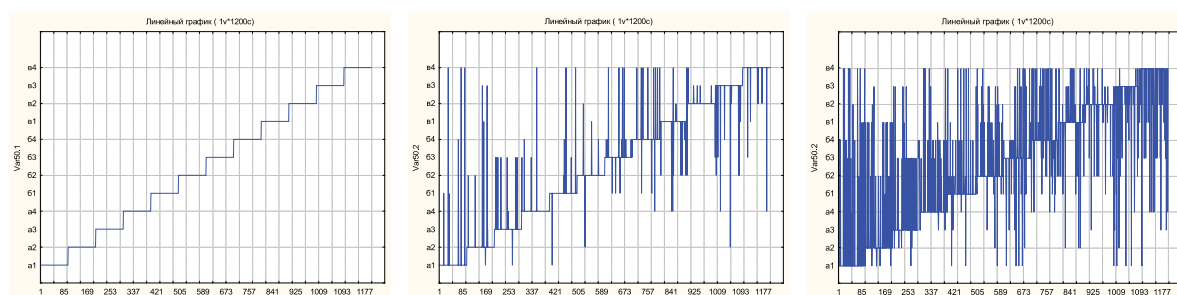


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,03

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,17

2 слоя

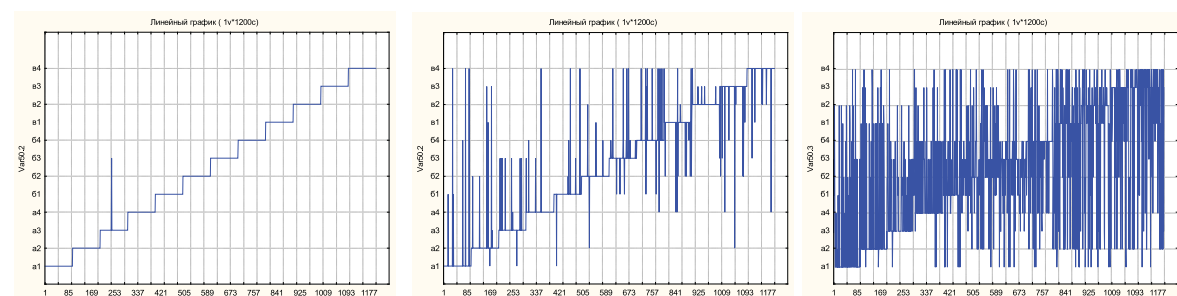


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,08

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,34

3 слоя



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,0125

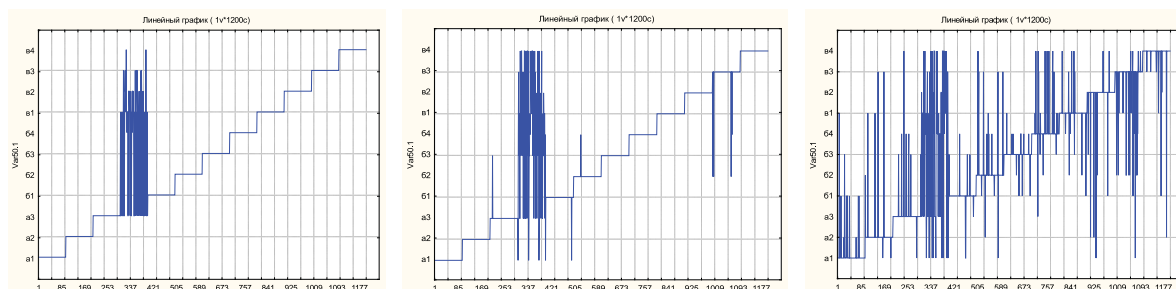
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,25

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,53

Рис. 5.8. Результаты моделирования НС

Многослойный персептрон: сумма квадратов

1 слой

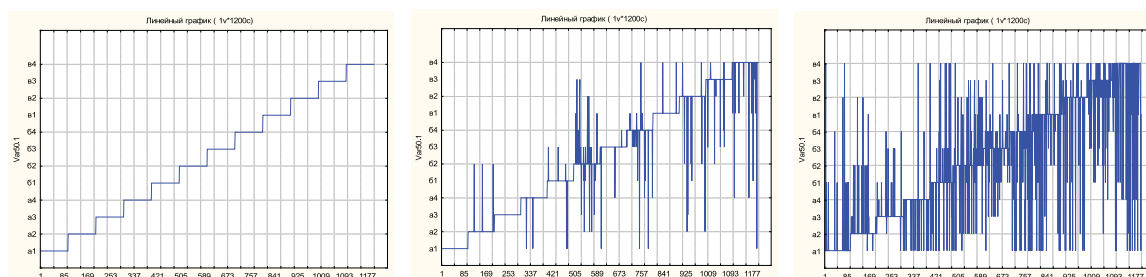


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,002

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,0175

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,202

2 слоя

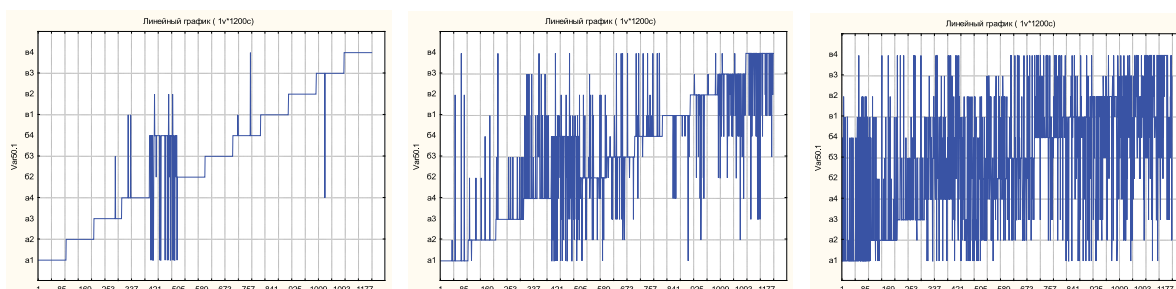


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,07

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,32

3 слоя



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,088

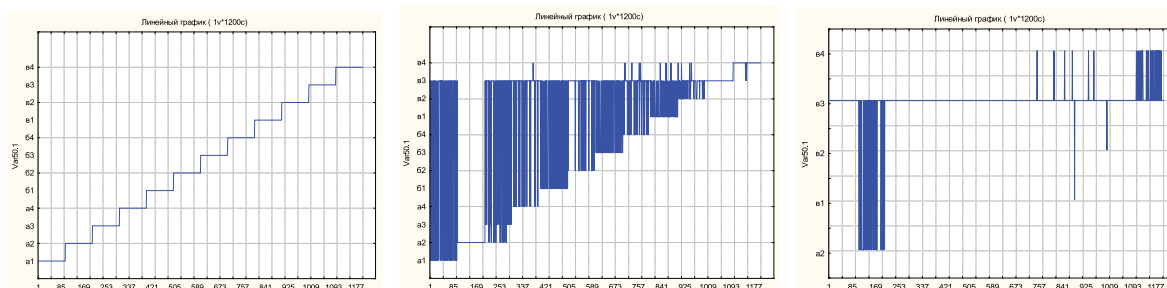
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,25

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,53

Рис. 5.9. Результаты моделирования НС

Радиальная базисная функция – 2 функции классификации: энтропия и сумма квадратов

энтропия

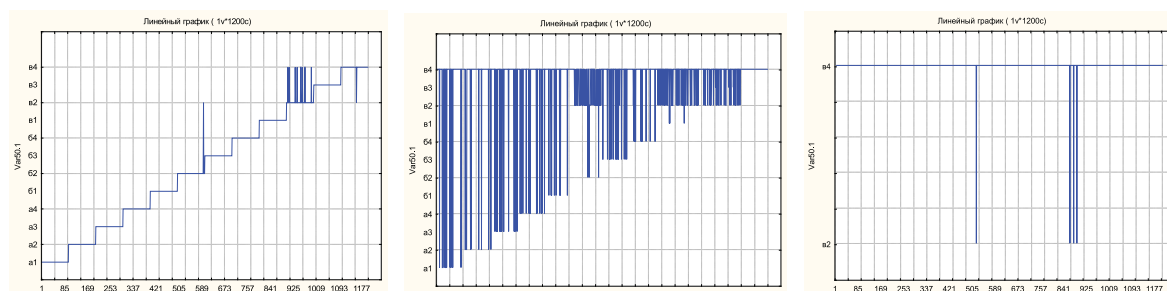


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,48

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,86

сумма квадратов



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,01

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,81

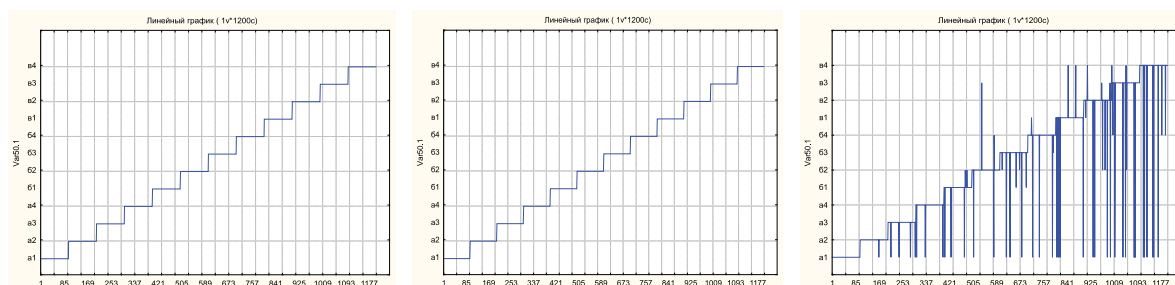
Ср. откл. 0,3 ошибка 0,91

Рис. 5.10. Результаты моделирования НС

После обучения нейронной сети НС предъявляются «рабочие РЛИ» и «обученная» нейронная сеть определяет меру «схожести» входного изображения с тем или иным классом (рис. 5.14).

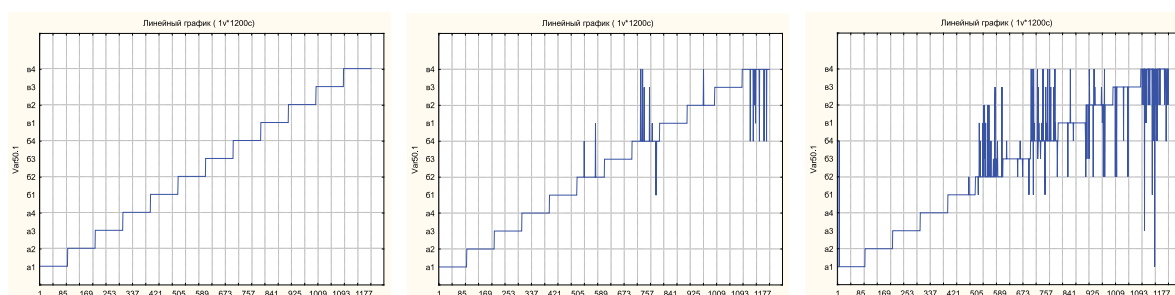
Результаты показаны на рис. 5.15 а, б, в.

Вероятностная нейронная сеть –



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,2 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,3 ошибка 0,054

Линейная сеть –



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,2 ошибка 0,015
 Ср. откл. 0,3 ошибка 0,08

Рис. 5.11. Результаты моделирования НС

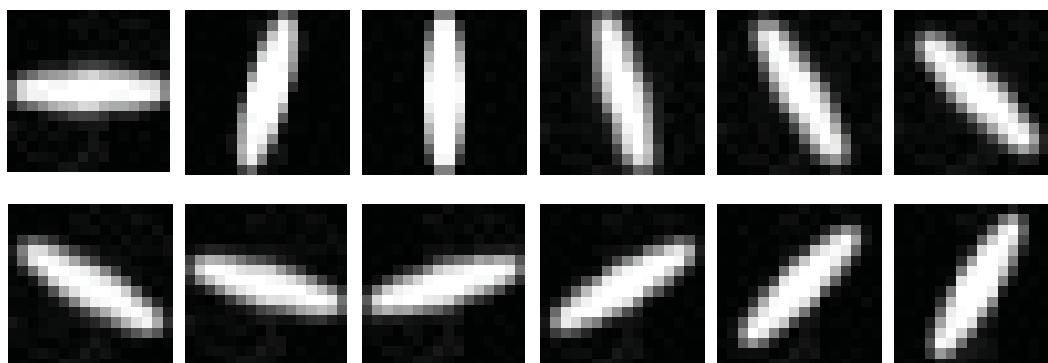


Рис. 5.12. Примеры РЛИ

Form1

Загрузка №1 Обучение №1 Загрузка №2 Обучение №2

Загрузка

Отклонение 25

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\00.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\15.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\30.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\45.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\60.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\75.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\90.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\105.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\120.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\135.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\150.bmp

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\165.bmp

Рис. 5.13. Форма загрузки моделей для обучения

Form1

Загрузка №1 Обучение №1 Загрузка №2 Обучение №2

Обучение

Коэффициент обучения 0,001

Коэффициент сигмнойды 0,5

Проверка

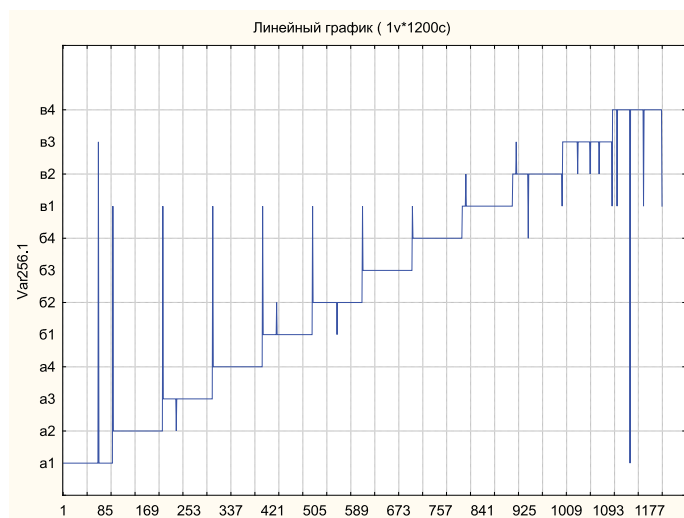
Путь к изображениям

D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\105.bmp

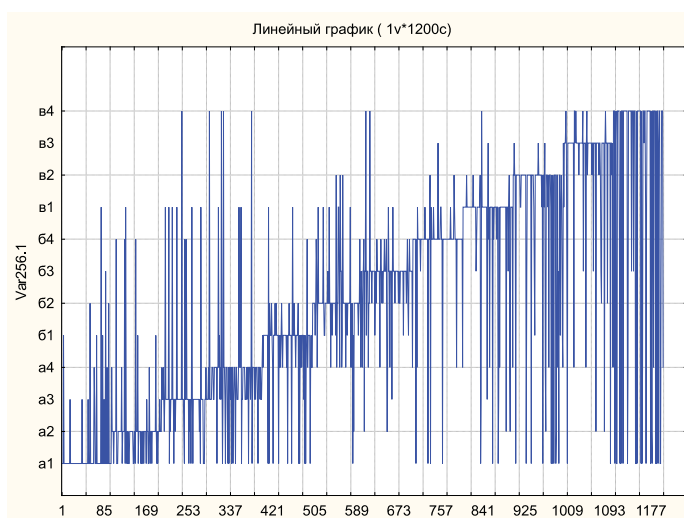
0,71 0,71 0,71 0,72 0,74 0,78 0,83 0,87 0,84 0,78 0,74 0,72

Рис. 5.14. Форма проверки результатов обучения НС

а)



б)



в)

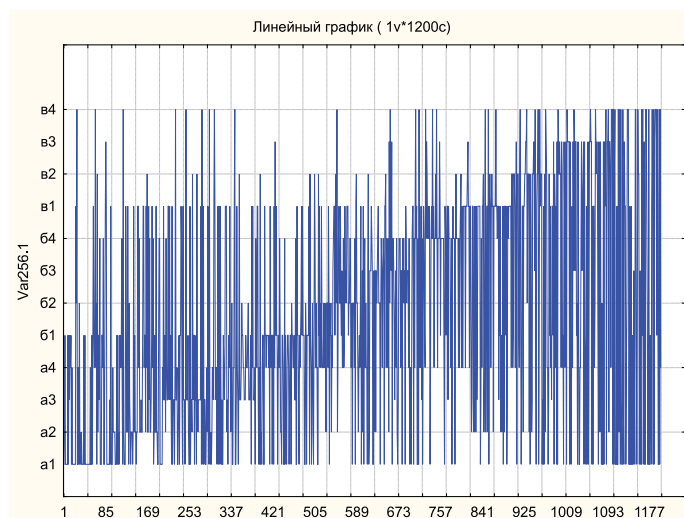


Рис. 5.15. а – среднее отклонение 10%. ошибка 0,015;
б – отклонение 20% ошибка 0,31; в – 30 %, 0,64

5.4. Классификация ПРЦ по интенсивности

Для постановки эксперимента были созданы 3 шаблона, представляющие ПРЦ с одинаковыми ракурсами, размерами и интегральной интенсивностью отражений, но различными распределениями интенсивности отражения по площади ПРЦ: «яркий слева», «яркий центр», «яркий справа» рис. 5.16).

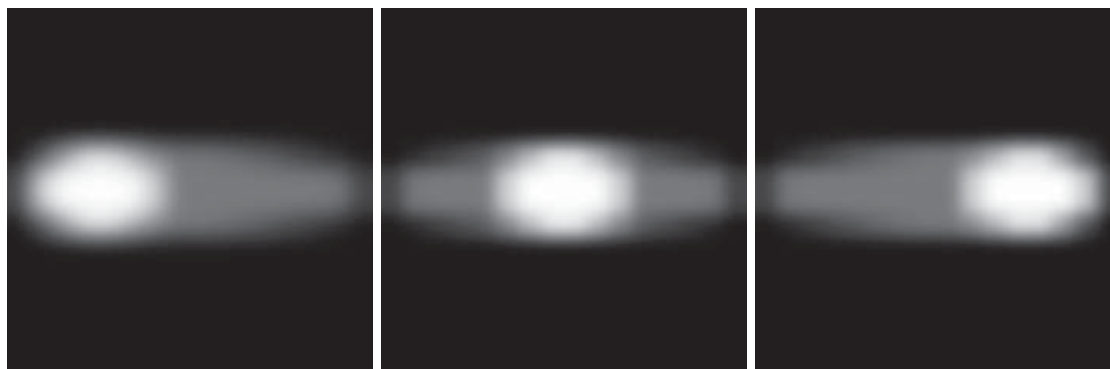


Рис. 5.16. Модели изображений ПРЦ

Для обучения нейронной сети на вход подается 3 РЛИ (по 10 каждого варианта распределения интенсивности).

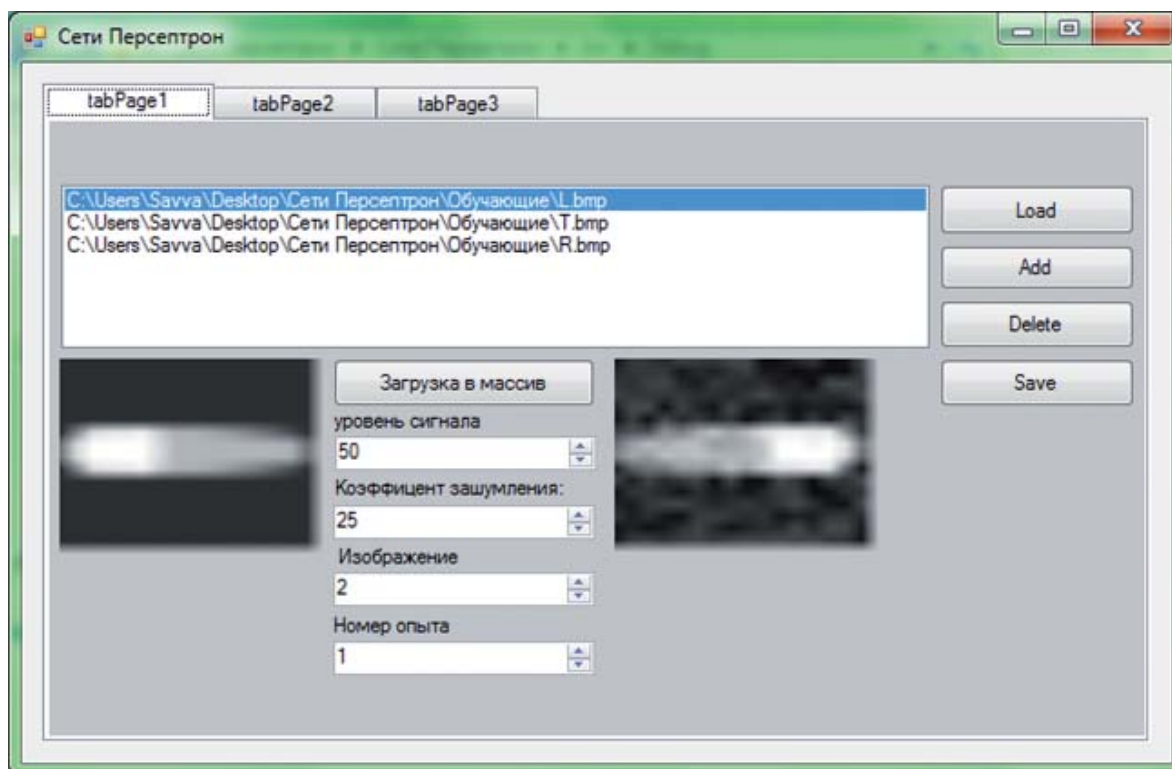


Рис. 5.17. Рабочее окно программы моделирования

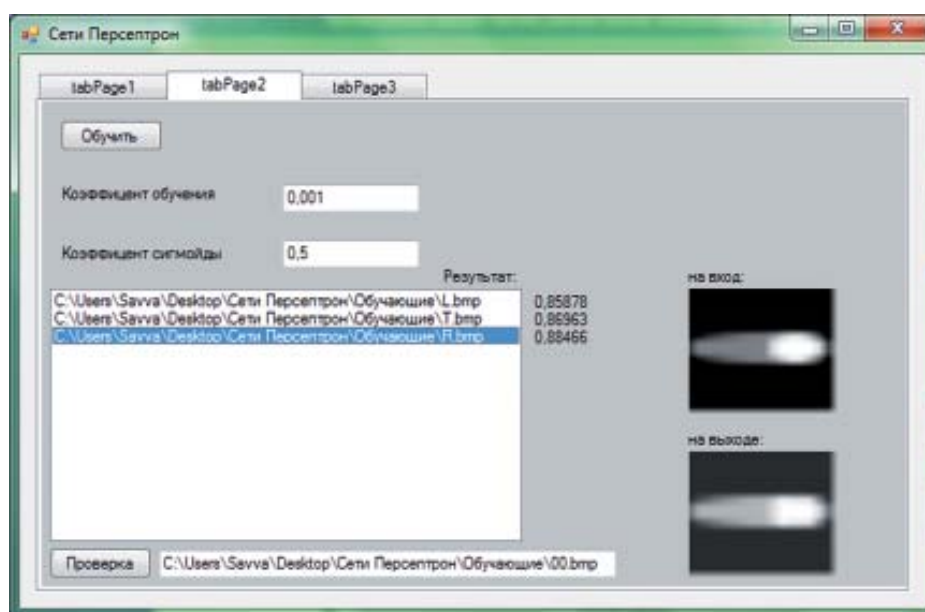


Рис. 5.18. Рабочее окно программы моделирования

При последовательном предъявлении обученной сети изображений моделей ПРЦ с различной интенсивностью (3 различных шаблона по 30 каждого типа) был получен график отклика нейронной сети могут быть получены количественные результаты для оценки вероятностей правильной и ошибочной классификаций. Соответствующие результаты приведены на рис. 5.19 и 5.20.

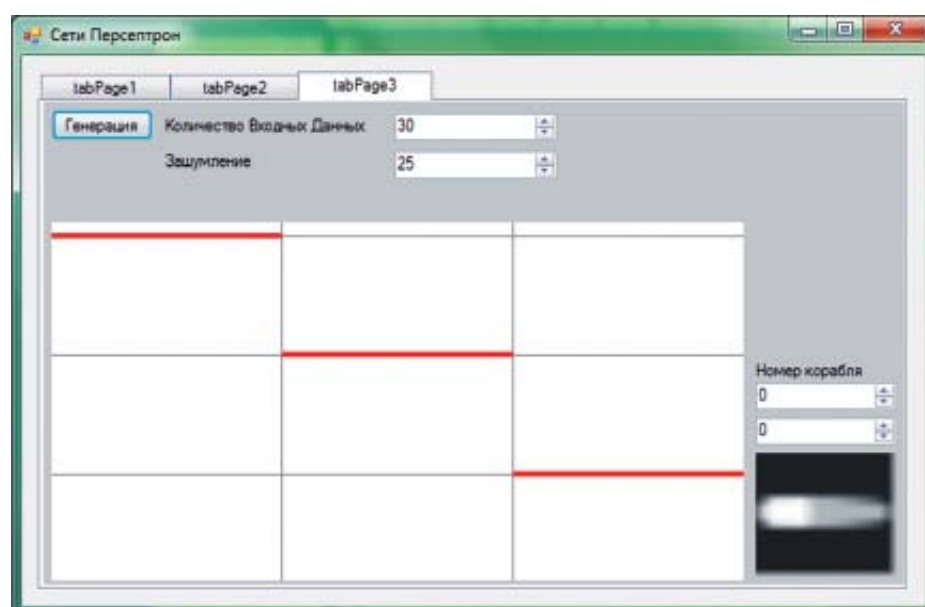


Рис. 5.19. Результаты работы нейронной сети при 10 % зашумленности предъявляемых изображений

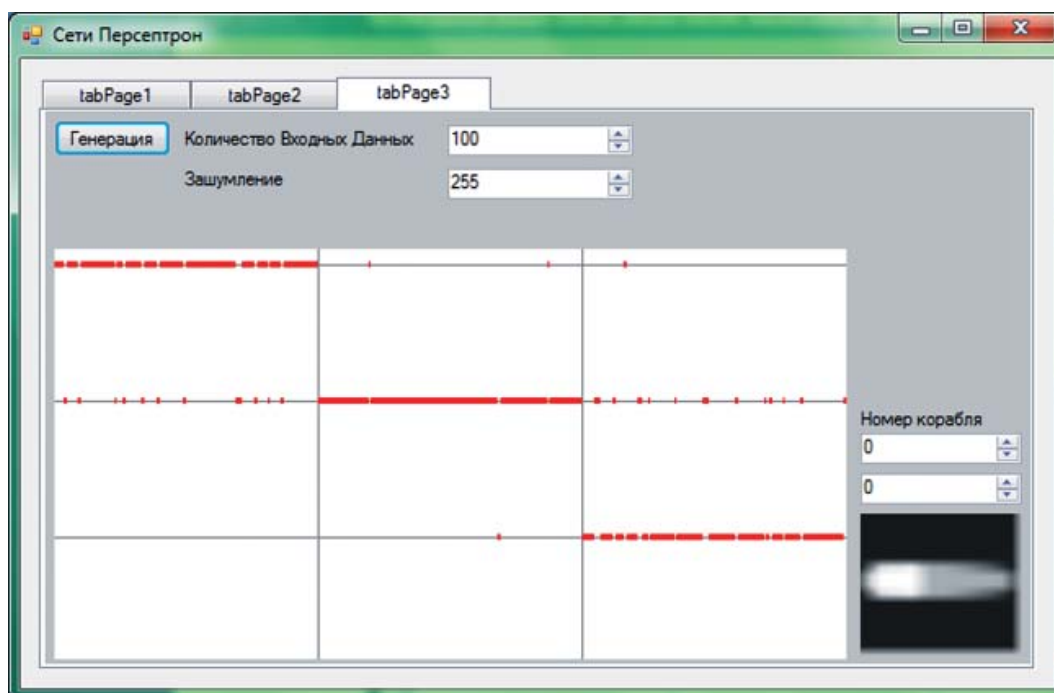


Рис. 5.20. Результаты работы нейронной сети при 100% зашумленности предъявляемых изображений

5.5. Литература к главе 5

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие множества / пер. с польского И.Д. Рудинского. – Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
2. Доросинский Л.Г. Основы теории принятия решений. – Екатеринбург: УрФУ, 2012. – 111 с.
3. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии естествознания, 2018.

6. ОБНАРУЖЕНИЕ СИГНАЛОВ В ЧАСТИЧНО-КОГЕРЕНТНЫХ РСА

В большом числе практических ситуаций когерентное суммирование отраженных от цели импульсов в течение всего времени искусственного синтезирования апертуры антенны невозможно, вследствие фазовых флуктуаций отраженного сигнала, вызванных нестабильностью генератора, случайными отклонениями траектории летательного аппарата, случайными флуктуациями отраженных сигналов и т. п. В этом случае время когерентного накопления может оказаться значительно меньше общего времени формирования радиолокационного изображения (РЛИ), и когерентная обработка в течение всего времени приема сигнала перестает быть оптимальной и эффективность обнаружения существенно ухудшается по сравнению с частично-когерентной РСА, осуществляющей когерентное накопление в течение времени когерентности с последующим некогерентным суммированием полученных РЛИ [1]. Кроме того, такая обработка позволяет снизить искажающее влияние спекл-эффекта. И, наконец, использование частично-когерентной обработки позволяет использовать оптимальные и близкие к ним методы пространственно-временной обработки, позволяющие, по крайней мере, в принципе повысить помехозащищенность РСА по отношению к активным и пассивным помехам. Поскольку, как правило, некогерентному суммированию подвергается относительно небольшое количество отсчетов, предположение о гауссовском характере решающей статистики далеко не всегда является обоснованным, и анализ эффективности алгоритма обнаружения представляет собой достаточно сложную задачу, которая может быть решена путем аппроксимации распределения решающей статистики различными методами, из которых, по нашему мнению, наиболее целесообразным является применение смешанного семейства кривых Джонсона и Пирсона [2].

Далее предполагаем, что сигналы, отраженные от разных каналов дальности, статистически независимы. Применительно к РСА с боковым обзором необходимые геометрические соотношения для одного канала дальности поясняются на рис. 6.1.

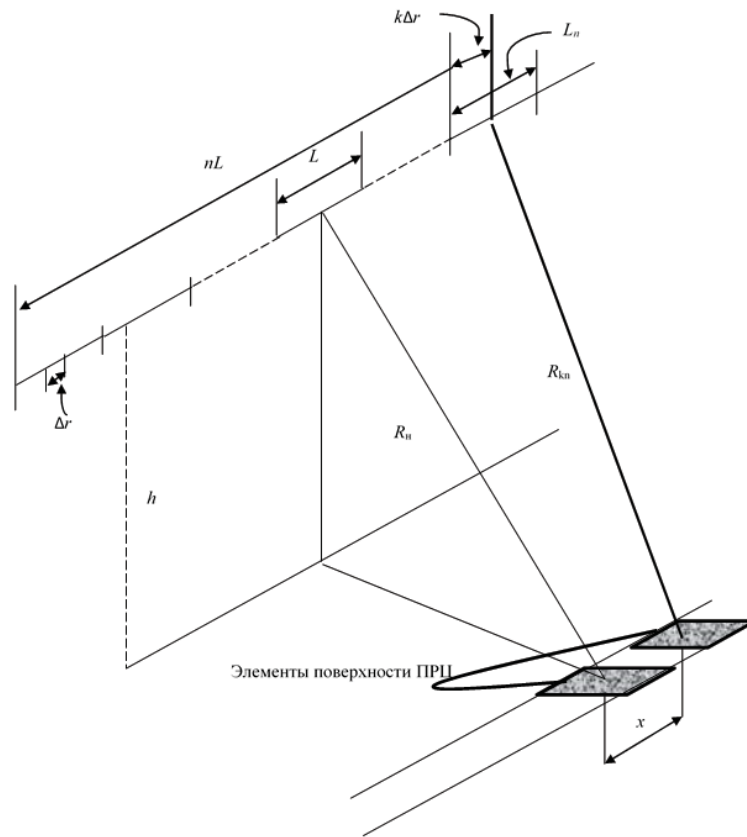


Рис. 6.1. К выводу алгоритма обнаружения пространственно-распределённой цели в частично-когерентной РСА

Рассмотрим ситуацию, когда длина всего искусственного раскрыва $L_{\text{общ}}$ разделена на несколько подапертур длиной L . Число таких подапертур определяется количеством некогерентных накоплений $N_{\text{НКГ}}$. Внутри каждой подапертуры обработка осуществляется когерентно, причем число когерентных накоплений равно $N_{\text{КГ}}$. Расстояние между точкой поверхности с координатой x и k -ой точкой приема ($k = \overline{1, N_{\text{НКГ}}}$) в n -ой подапертуре ($n = \overline{1, N_{\text{НКГ}}}$) можно записать в следующем виде:

$$R_{kn} = \sqrt{R_H^2 + \{[n-1-0.5N_{\text{НКГ}}]L + k\Delta r - x\}^2}$$

$$R_H + \frac{\{[n-1-0.5N_{\text{НКГ}}]L + k\Delta r\}^2}{2R_H} - \frac{\{[n-1-0.5N_{\text{НКГ}}]L + \Delta r\}x}{R_H} \quad (6.1)$$

где R_H – наклонная дальность до центра цели,

$\Delta r = vT$ – расстояние вдоль траектории между точками приема соседних отраженных импульсов (v – скорость цели T – период повторения зондирующих импульсов).

Пусть цель распределена по азимуту и ее отдельные элементы имеют координаты x_{cm} ($m = \overline{1, N}$), где N – число элементов цели). Наблюдения производятся на фоне подстилающей поверхности, элементы которой задаются координатами $x_{\phi i}$ ($i = \overline{1, N_\phi}$, где N_ϕ – число элементов фона, «укладывающихся» в пределах участка поверхности, «освещаемого» реальной диаграммой направленности). Кроме того, считаем, что обнаружение производится в присутствии белого гауссовского шума.

При этих условиях комплексная амплитуда наблюдаемых данных в k -ой точке n -ой подапертуры имеет вид:

$$U_n^k = \sum_{m=1}^N g_A^2 [\beta(n, k) - x_{cm}] f_{cm_n}^k \exp \left\{ j \frac{4\pi}{\lambda R_H} [0.5 \beta^2(n, k) - x_{cm} \beta(n, k)] \right\} + \sum_{m=1}^{N_\phi} g_A^2 [\beta(n, k) - x_{\phi m}] f_{\phi m_n}^k \exp \left\{ j \frac{4\pi}{\lambda R_H} [0.5 \beta^2(n, k) - x_{\phi m} \beta(n, k)] \right\} + f_{ш}^k \quad (6.2)$$

где $f_c, f_\phi, f_{ш}$ – комплексные амплитуды сигнала, фона и шума,
 $g_A[\cdot]$ – диаграмма направленности по азимуту,

$$\beta(n, k) = (n - 1 - 0.5 N_{HKГ})L + k \Delta r.$$

Алгоритм обработки, близкий к оптимальному, должен выполнять следующие операции:

- а) демодуляция сигнала с линейной частотной модуляцией и когерентное суммирование в пределах подапертуры;
- б) некогерентное суммирование сигналов различных апертур.

При выполнении названных операций решающая статистика для обнаружения в α -м канале дальности может быть записана следующим образом:

$$z_d = \sum_{n=1}^{N_{HKГ}} \left| \sum_{k=1}^{N_{KГ}} U_n^{K^d} \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda R_H} \beta^2(n, k) \right] \right|^2 = \sum_{n=1}^{N_{HKГ}} |z_n^d|^2 \quad (6.3)$$

Поскольку наблюдаемые данные в различных каналах дальности статистически независимы (по крайней мере, такая ситуация является наиболее распространенной), результирующая статистика формируется путем суммирования отсчетов различных каналов дальности:

$$z_D = \sum_{d=1}^{N_D} z_d \quad (6.4)$$

где $d = \overline{1, N_D}$ (N_D – число каналов дальности).

Для принятия решения об обнаружении цели статистика (6.4) сравнивается с порогом, установленным исходя из заданной вероятности ложной тревоги.

Для анализа эффективности обнаружения при частично-когерентной обработке необходимо рассчитать характеристики обнаружения. Расчет названных характеристик требует знания плотностей вероятностей статистики (6.4) при наличии и отсутствии цели. Этот расчет представляет собой достаточно сложную задачу в связи с очевидной негауссовостью распределения решающей статистики и производится, как правило, приближенными методами, основанными на аппроксимации распределения решающей статистики. Причем, как показано в [1], наиболее удачными аппроксимирующими функциями являются функции из семейства распределений Джонсона и Пирсона. Для использования названной аппроксимации необходимо знание четырех моментов распределения статистики (4), после чего расчет характеристик производится по хорошо отлаженной стандартной методике [3]. Для отыскания требуемых моментов, найдём корреляционную матрицу вектора $Z_d = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n, \dots, Z_{N_{HK2}})^T$:

$$\begin{aligned} \Phi_d &= \frac{1}{2} M \{ z_d z_d^{*T} \} = \|\Phi_{n_1}^d\| = \\ &= \left\| \sum_{k_1=1}^{N_{KF}} \sum_{k_2=1}^{N_{KF}} \left\{ \sum_{m=1}^{N_d} \sigma_{cm}^{2d} g_A^2 [\beta(n, k_1) - x_{cm}^d] g_A^2 [\beta(1, k_2) - x_{cm}^d] * P_{cm} [\beta(n, k_1) - \beta(1, k_2)] \right. \right. \\ &\quad \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda R_H} x_{cm}^d [\beta(n, k_1) - \beta(1, k_2)] + \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^{N_\Phi} \sigma_{\phi_i}^{2d} g_A^2 [\beta(n, k_1) - x_{\phi_i}^d] g_A^2 [\beta(1, k_2) - x_{\phi_i}^d] * \right. \\ &\quad \left. \left. P_{\phi_i} [\beta(n, k_1) - \beta(1, k_2)] \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda R_H} x_{\phi_i}^d [\beta(n, k_1) - \beta(1, k_2)] + \delta_{\text{ш}}^2 \delta_{n_1} \delta_{k_1 k_2} \right\} \right\} \right\| \end{aligned} \quad (6.5)$$

где $\sigma_{cm}^{2d}, \sigma_{\phi_i}^{2d}, \sigma_{\text{ш}}^2$ – мощности сигналов в точке приема от m -го элемента цели, и i -го элемента фона и мощности шума;

P_{ct} , P_{ϕ_1} – коэффициенты корреляции сигнала t -го элемента цели и 1-го элемента фона,

M – операция вычисления математического ожидания,

δ_{ij} – символ Кронекера,

$*T$ – знаки комплексного сопряжения и транспонирования.

Полученное выражение определяет корреляционную матрицу для одного канала деятельности.

Введем матрицу $Z_d = (Z_1, Z_2, \dots, Z_d, \dots, Z_{N_D})^T$, где, в свою очередь, каждый вектор имеет вид: $Z_d = (Z_1^d, \dots, Z_{N_{HK}}^d)$ и запишем корреляционную матрицу для вектора Z в виде блочной матрицы:

$$\Phi = \begin{vmatrix} \Phi_1 & & & \\ & \Phi_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_d & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & \Phi_{N_D} \end{vmatrix} \quad (6.6)$$

где каждый блок Φ_d находится из выражения (6.5).

После определения корреляционной матрицы (6.6) расчет моментов распределения статистики Z_D производится аналогично задачи отыскания моментов оценки дисперсии гауссовских стационарных последовательностей. Первые четыре начальных момента α_1 , $1 = \overline{1,4}$ распределения статистики Z_D могут быть представлены в следующем виде:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= S_{p\Phi} \quad , \quad \alpha_2 = 2S_{p\Phi} + (S_{p\Phi})^2 ; \\ \alpha_3 &= 8S_{p\Phi}^2 + 6S_{p\Phi}S_{p\Phi}^2 + (S_{p\Phi})^3 \\ \alpha_4 &= 48S_{p\Phi}^4 + 32S_{p\Phi}^3S_{p\Phi} + 12(S_{p\Phi}^2)^2 + 12S_{p\Phi}^2(S_{p\Phi})^2 + (S_{p\Phi})^4 \end{aligned} \quad (6.7)$$

где $S_{p\Phi}$ – след матрицы Φ .

Для определения следа степени матрицы справедливо равенство:

$$S_{p\Phi}^K = \sum_{i=1}^{N_{HK}} \lambda_i^K ,$$

где λ_i – i -е собственное значение матрицы Φ .

Для использования методики, основанной на аппроксимации распределений функциями Джонсона и Пирсона, следует определить центральные моменты, а именно: математическое ожидание $\mu_1 = \alpha_1$, дисперсию $\mu_2 = \alpha_2 - \alpha_1^2$, третий центральный момент $\mu_3 = \alpha_3 - 3\alpha_1\alpha_2 + 2\alpha_1^3$ и четвертый центральный момент $\mu_4 = \alpha_4 - 4\alpha_1\alpha_3 + 6\alpha_1^2\alpha_2 - 3\alpha_1^4$.

Подставив в данные соотношения выражения начальных моментов, получаем:

$$\mu_1 = S_{p\Phi}, \quad \mu_2 = 2S_{p\Phi}^2, \quad \mu_3 = 8S_{p\Phi}^3, \quad \mu_4 = 48S_{p\Phi}^4 + 12(S_{p\Phi}^2)^2.$$

Необходимо отметить, что при вычислении статистики Z_D , как правило, реализуется квадратурная обработка, т. е. вместо комплексной матрицы Φ используется действительная матрица размерности $2N_{\text{НКГ}} * 2N_{\text{НКГ}}$:

$$W = \begin{vmatrix} \text{Re } \Phi & -\text{Im } \Phi \\ \text{Im } \Phi & \text{Re } \Phi \end{vmatrix} \quad (6.8)$$

После определения моментов могут быть найдены аппроксимирующие распределения, интегрирование которых позволяет найти вероятность ложной тревоги и правильного обнаружения.

Конкретный пример расчета характеристик обнаружения распределенных целей был выполнен при следующих предположениях:

1. Фон отсутствует.
2. Обнаруживаемая цель расположена в одном канале дальности.
3. Нормированная диаграмма направленности реальной антенны постоянна в пределах ее ширины по уровню половинной мощности.
4. В качестве моделей выбирались: а) точечная цель; б) цель, состоящая из пяти элементарных отражателей, равномерно распределенных в пределах участка поверхности, занимающего 0,25 от потенциальной разрешающей способности; в) цель, состоящая из десяти элементарных отражателей, равномерно распределенных в пределах участка поверхности, занимающего 0,5 от потенциальной разрешающей способности; г) цель из двадцать отражателей, равномерно распределенных в пределах всего участка поверхности, равного потенциальной разрешающей способности (т.е. разрешающей способности, рассчитанной из условия, что в течение времени наблюдения осуществляется чисто когерентная обработка).

Последнее предположение означает, что цель состоит из элементарных отражателей, размер каждого из которых, по крайней мере в 20 раз меньше потенциальной разрешающей способности РСА. А это, в свою очередь, означает, что коэффициент корреляции вдоль синтезируемой апертуры можно считать приблизительно постоянным $\rho=1$. При названных условиях корреляционная матрица, необходимая для расчета характеристик обнаружения, принимает вид:

$$\Phi = \Phi_{n_1} = \sum_{k_1=1}^{N_{k2}} \sum_{k_2=1}^{N_{k2}} \left\{ \sum_{m=1}^N x_{cm} \exp \left\{ -\frac{4\pi}{\lambda R_H} x_{cm} [\beta(n_1, k_1) - \beta(n_2, k_2)] \right\} \right\} + \delta_{n_1}, \quad (6.9)$$

где $x_{cm} = \frac{\sigma_{cm}^2}{\sigma_{ш}^2}$ – отношение сигнал/шум для m -го элементарного отражателя.

Характеристики обнаружения для названных выше четырех типов целей приведены на рис. 6.2 и 6.3. Первый случай соответствует когерентной обработке. Естественно, что наилучшим образом при этом обнаруживается точечная цель, причем выигрыш по отношению к распределенной (цель типа «г») при вероятности правильного обнаружения $P_{np} = 0,9$ составляет порядка 7 дБ по пороговому сигналу (суммарному отношению сигнал/шум для всей цели G). На рис. 6.3 такие же характеристики приведены при условии, что из общего числа суммированных импульсов ($N=256$) когерентной обработке подвергаются пачки из 32 импульсов, после чего осуществляется 8 некогерентных накоплений. В этом случае ситуация обратная. При тех же требованиях наилучшие характеристики у распределенной цели (выигрыш достигает порядка 6 дБ). На рис. 6.4 изображены зависимости требуемого отношения сигнал/шум G для разных типов целей при различном сочетании числа когерентных $N_{кг}$ и некогерентных $N_{кгp}$ накоплений.

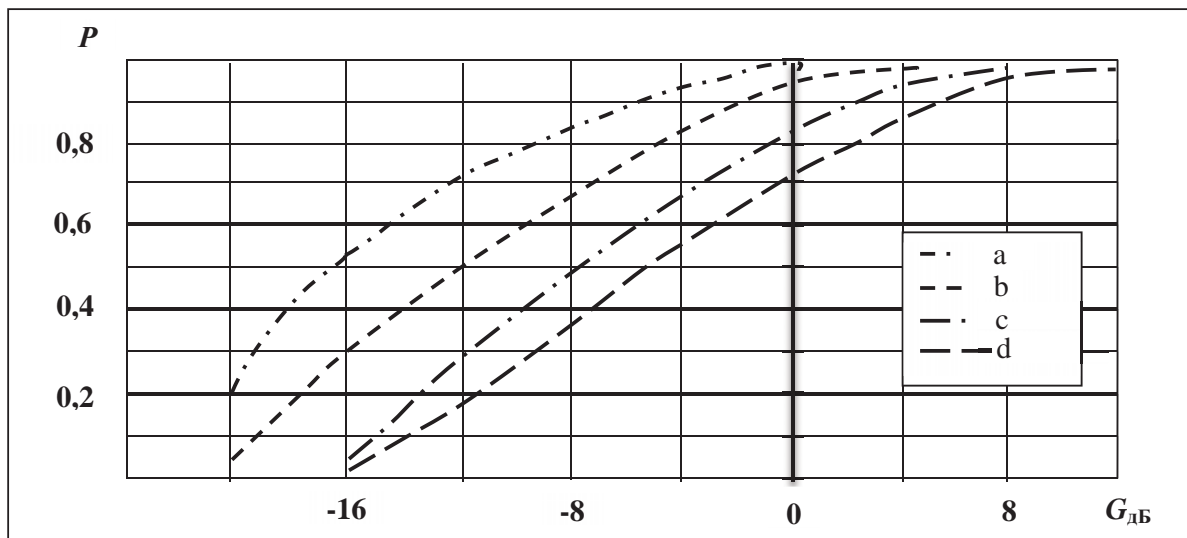


Рис. 6.2 Характеристика обнаружения (обработка когерентная)

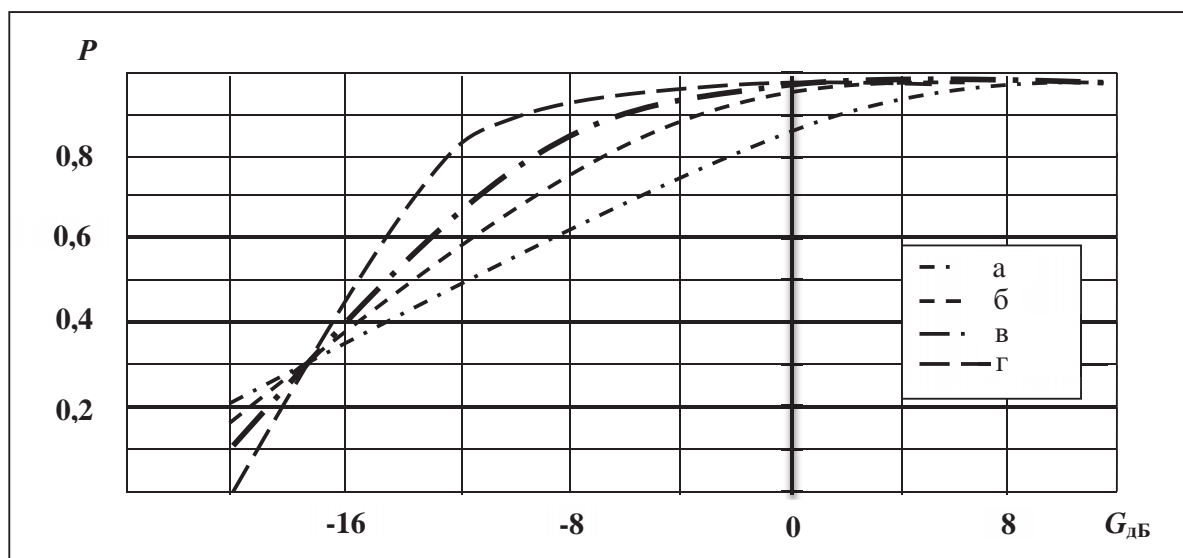


Рис. 6.3. Характеристики обнаружения
(обработка частично – когерентная; $N_{\text{кг}}=32$; $N_{\text{нкг}}=8$)

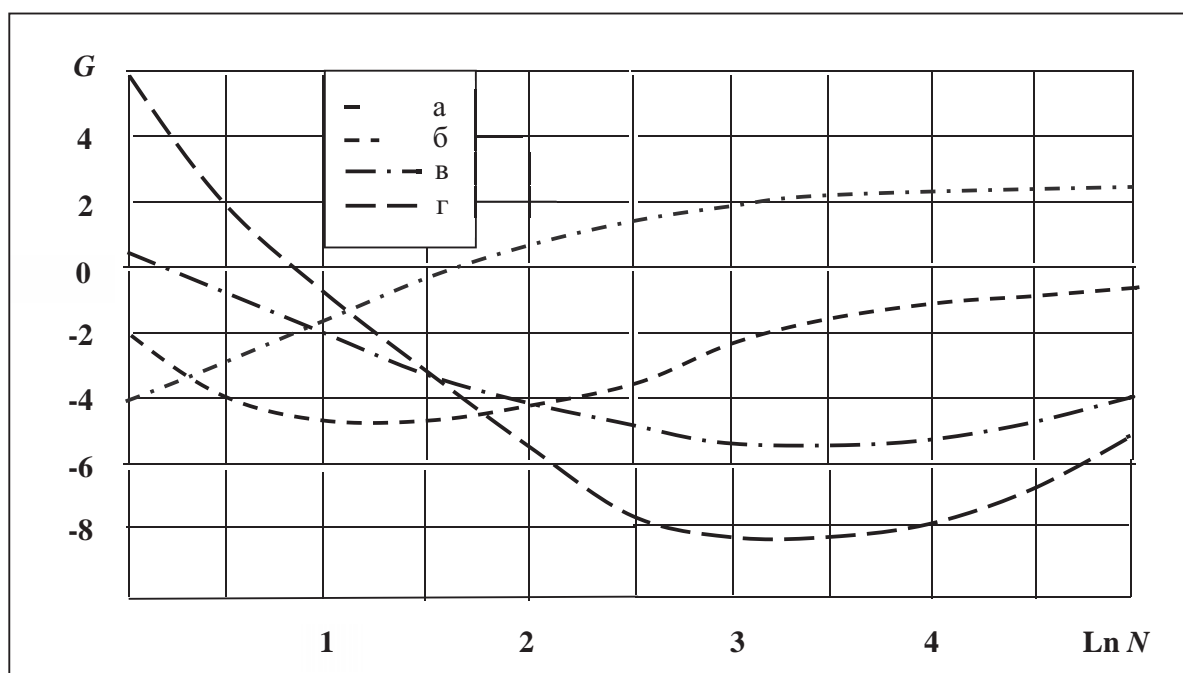


Рис. 6.4. Требуемое отношение сигнал/шум

Все расчеты производились при следующих параметрах: высота полета носителя – 100 км; горизонтальная дальность – 200 км; длина волны – 0,1 м; скорость полета – 7,5 км/с; период повторения зондирующих импульсов – 1 мс; вероятность ложной тревоги – 10^{-6} .

Литература к главе 6

1. Dorosinskiy L.G. The research of the distributed objects' radar image recognition algorithms. Applied and Fundamental Studies. Proceedings of the 2st International Academic Conference. March 8-10, 2013, St. Louis, Missouri USA. Vol. 1. P. 211-214.

2. Тимошенко С.И. Использование смешанного семейства распределений Пирсона и Джонсона для расчета вероятностных характеристик // Науковение. – 2017. – Том 9. – № 3.

3. Доросинский Л.Г., Тимошенко С.И. Обнаружение целей на фоне помех в частично-когерентных РСА // Радиотехника. – 1994. – С. 44-50.

7. ИЗМЕРЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ РЛИ

Решение задачи классификации РЛИ ПРЦ сопровождается измерением отдельных параметров названных РЛИ, без измерения которых классификации ПРЦ невозможна. Среди таких параметров основными являются следующие.

Оценка центра РЛИ ПРЦ в пределах сформированного кадра.

Оценка области РЛИ, занимаемой радиолокационным изображением ПРЦ.

Оценка ракурса (пространственной ориентации ПРЦ относительно траектории космического аппарата).

Названные задачи рассмотрены в данной главе [18, 19].

7.1. Измерение общегрупповых параметров распределенной цели.

Измерение координат центра РЛИ

При решении задачи классификации, сопровождения траектории движения ордера ПРЦ или отдельной цели неизбежно возникает задача определения ряда общегрупповых параметров, таких как координата центра ордера (центра РЛИ ПРЦ), количество целей в составе ордера («блестящих точек» в составе ПРЦ), размеры ордера (размеры РЛИ ПРЦ), скорость и направление движения, ракурс и т. п.

7.1.1. Синтез оптимального измерителя общегруппового параметра групповой цели

В настоящем разделе рассмотрено решение задачи оптимального измерения координаты общегруппового центра распределенной цели. Вся доступная информация о пространственном положении цели содержится в апостериорной плотности вероятности

$$P(\bar{x}_{\text{ц}}; \bar{x}_1 \dots \bar{x}_n; n),$$

где $\bar{x}_{\text{ц}}$ – координата общегруппового центра цели;

n – число отсчетов полученного РЛИ;

$\bar{x}_1 \dots \bar{x}_n$ – пространственные координаты отдельных элементов группы относительно общегруппового центра.

Определяющее значение для решения задачи синтеза устройства оценки общегруппового центра имеет апостериорная плотность вероятности

$$P(x_{\text{ц}}) = P(x_{\text{ц}}; n; x_1 \dots x_n)_{n, \bar{x}}, \quad (7.1.1)$$

поскольку принятие решения заключается в определении какого-либо параметра названной плотности (математического ожидания, моды и т.д.), выбор которого зависит от принятого критерия (минимум среднеквадратической ошибки, максимум апостериорной вероятности и т.п.).

В выражении (7.1.1) усреднение производится по всем возможным значениям как числа элементов цели, так и комбинациям их пространственных координат.

При заданной априорной вероятности $P(\bar{x}_{\text{ц}})$ и коэффициенте правдоподобия $\Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}})$ выражение апостериорной плотности вероятностей определяется по формуле Байеса

$$P(\bar{x}_{\text{ц}}) = CP(\bar{x}_{\text{ц}}) \bar{\Delta}(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}), \quad (7.1.2)$$

где \bar{U} – вектор комплексных амплитуд наблюдаемых данных.

Коэффициент правдоподобия в формуле (7.1.2) определяется статистическим усреднением частного коэффициента правдоподобия $\Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}; x_1, x_2, \dots, x_n)$ записанного в предположении, что координаты элементов цели известны и фиксированы, по всем возможным значениям вектора $\bar{x}_n = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)$ координат отдельных точек ПРИ

$$\bar{\Delta}(\bar{U} / \bar{x}_{\text{ц}}) = \Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}; \bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)_{\bar{x}_n}. \quad (71.3)$$

Усреднение в (4.1.3) производится по плотностям вероятности

$$\pi_n(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n; \Omega / \bar{x}_{\text{ц}}), \quad (7.1.4)$$

содержание которых заключается в следующем. Вероятность ΔP_n нахождения в области пространства Ω , занятой целью, ровно n целей, координаты которых попали в интервалы

$$(\bar{x}_1, \bar{x}_1 + \bar{\Delta}_1), \dots, (\bar{x}_n, \bar{x}_n + \bar{\Delta}_n)$$

при условии, что координата центра цели $\bar{x}_{\text{ц}}$, с точностью до величин второго порядка малости относительно $\bar{\Delta} = \max_{1 \leq j \leq n} \bar{x}_j$, выражаются в виде

$$\Delta P_n = \pi_n(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n; \Omega) \bar{\Delta}_1, \dots, \bar{\Delta}_n [1 + o(\bar{\Delta})]. \quad (7.1.5)$$

При сделанных предположениях операция усреднения (7.1.3) может быть конкретизирована следующим образом:

$$\Delta[\bar{U}/\bar{x}_{\Pi}] = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \Delta_n(\bar{x}_n) \pi(\bar{x}_n/x_{\Pi}) d\bar{x}_n. \quad (7.1.6)$$

Индекс (n) под интегралом указывает на его кратность, причем область интегрирования равна Ω -интервалу возможных координат элементов цели.

Если сигналы разрешены по каждой из своих координат, то справедливо выражение:

$$\Delta_n(\bar{x}_n) = \prod_{i=1}^n \Delta_1(\bar{U}, \bar{x}_i) \quad (7.1.7)$$

и, следовательно, для (7.1.6) можно записать:

$$\Delta[U/x_n] = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \left\{ \prod_{i=1}^n \Delta_1(\bar{U}, \bar{x}_i) \right\} \pi_n(\bar{x}_n/\bar{x}_{\Pi}), \quad (7.1.8)$$

где $\Delta_1(\bar{U}, \bar{x}_i)$ – коэффициент правдоподобия для цели, состоящей из одного элементарного отражателя с пространственной координатой \bar{x}_i .

В соответствии с методикой [1] вероятностной характеристикой для задания расположения элементов ПРЦ может служить производящий функционал

$$L(u) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \pi\left(\frac{\bar{x}_n}{\bar{x}_{\Pi}}\right) \prod_{i=1}^n [u(\bar{x}_i) + 1] d\bar{x}_n. \quad (7.1.9)$$

Производящий функционал (7.1.9) позволяет выразить апостериорные характеристики многоэлементной цели в более компактной форме для ряда важных случаев. Это, в первую очередь относится к тем статистическим ситуациям, когда: цели разрешены по всем координатам, а априорные координаты отдельных элементов групповой цели представляют собой поток Пуассона или Бернулли.

Во избежание громоздких выкладок в дальнейшем подробно рассмотрим задачу в одномерном варианте, а именно, определим алгоритм оценки одной координаты общегруппового параметра цели (центра ПРЦ) и оценим его эффективность для ряда важных практических приложений. Такой подход по существу не снижает общности основных выводов и рекомендаций существенно упрощая решение задачи синтеза и анализа.

Сравнивая выражения (7.1.8) и (7.1.9), нетрудно установить следующее соотношение:

$$\Delta \left[\frac{\bar{U}}{x_{ц}} \right] = L \left[\Delta_1(u) - \frac{1}{x_{ц}} \right]. \quad (7.1.10)$$

Априорная информация о координатах отдельных элементов групповой цели задается ниже в двух вариантах:

а) координаты отдельных целей представляют собой поток Пуассона;

б) координаты отдельных целей аппроксимируются потоком Бернулли.

Для потока Пуассона производящий функционал получен в [2]:

$$L[u] = \exp \left\{ \int_{\Omega} \beta(x) u(x) dx \right\}, \quad (7.1.11)$$

где $\beta(x)$ – интенсивность пуассоновского потока, заданная как функция от координаты цели.

Сравнение выражений (7.1.11) и (7.1.10) позволяет непосредственно получить выражение для усредненного коэффициента правдоподобия при моделировании отсчетов РЛИ ПРЦ пуассоновским потоком

$$\Delta \left[\bar{U}/x_{ц} \right] = \exp \left\{ \int_{\Omega} \beta(x/x_{ц}) \left[\Delta_1(\bar{U}, x) - 1 \right] dx \right\}. \quad (7.1.12)$$

Принятое для интенсивности потока обозначение $\beta(x/x_{ц})$ подчеркивает зависимость интенсивности от измеряемого параметра – координаты центра сложной цели $x_{ц}$.

Для другого частного случая, когда поток координат элементов поверхности РЛИ ПРЦ аппроксимирован потоком Бернулли, выражение производящего функционала имеет вид:

$$L[u] = \prod_{j=1}^k \left[1 + \int_{\Omega} u(x) e_j(x) dx \right], \quad (7.1.13)$$

где k – максимальное число отдельных элементов групповой цели (число элементов разрешения, приходящихся на цель максимально возможных размеров);

$e_j(x)$ – парциальная плотность вероятности наличия отражающего элемента на j -й позиции (с номером j), не обязательно нормированная к единице, то есть

$$\int_{\Omega} e_j(x) dx = v_j \leq 1, \quad (7.1.14)$$

что допускает отсутствие отражающего элемента цели в j -м элементе разрешения с вероятностью

$$\mu_j = 1 - v_j. \quad (7.1.15)$$

Сравнение выражений (7.1.10) и (7.1.13) позволяет получить коэффициент правдоподобия

$$\Delta[\bar{U}/x_{\Pi}] = \prod_{j=1}^k \left[1 + \int_{\Omega} e_j(x/x_{\Pi}) [\Delta_1(\bar{U}, x_{\Pi}) - 1] dx \right]. \quad (7.1.16)$$

С учетом (7.1.14) и (7.1.15) последнее выражение может быть записано в следующем виде

$$\Delta[\bar{U}/x_{\Pi}] = \prod_{j=1}^k \left[\mu_j(x) + \int_{\Omega} e_j(x/x_{\Pi}) \Delta_1(\bar{U}, x) dx \right]. \quad (7.1.17)$$

В тех случаях, когда решение принимается по критерию максимума апостериорной плотности вероятности, оценка координаты центра цели находится из выражения

$$\hat{x}_{\Pi} = \arg \max \left\{ \ln P(x_{\Pi}) + \ln \Delta \left[\frac{\bar{U}}{x_{\Pi}} \right] \right\} \quad (7.1.18)$$

и определяется формулами:

для пуассоновского потока

$$\hat{x}_{\Pi} = \arg \max \left\{ \ln P(x_{\Pi}) + \int_{\Omega} \beta(x/x_{\Pi}) [\Delta(\bar{U}, x) - 1] dx \right\}; \quad (7.1.19)$$

для потока Бернулли

$$x_{\Pi} = \arg \max \left\{ \ln P(x_{\Pi}) + \sum_{j=1}^k \ln \left[\mu_j(x) + \int_{\Omega} e_j(x/x_{\Pi}) \Delta_1(\bar{U}, x) dx \right] \right\}. \quad (7.1.20)$$

Соответствующие схемы изображены на рис. 7.1 и на 7.2.

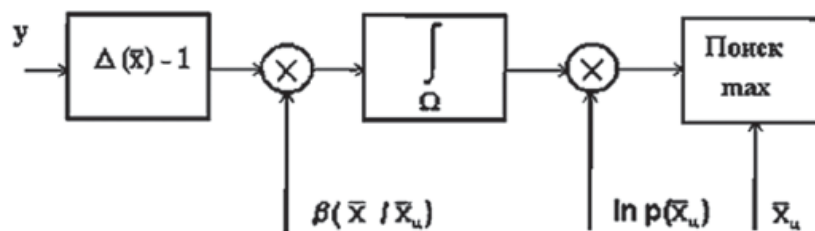


Рис. 7.1. Блок-схема измерителя координаты центра (поток Пуассона)

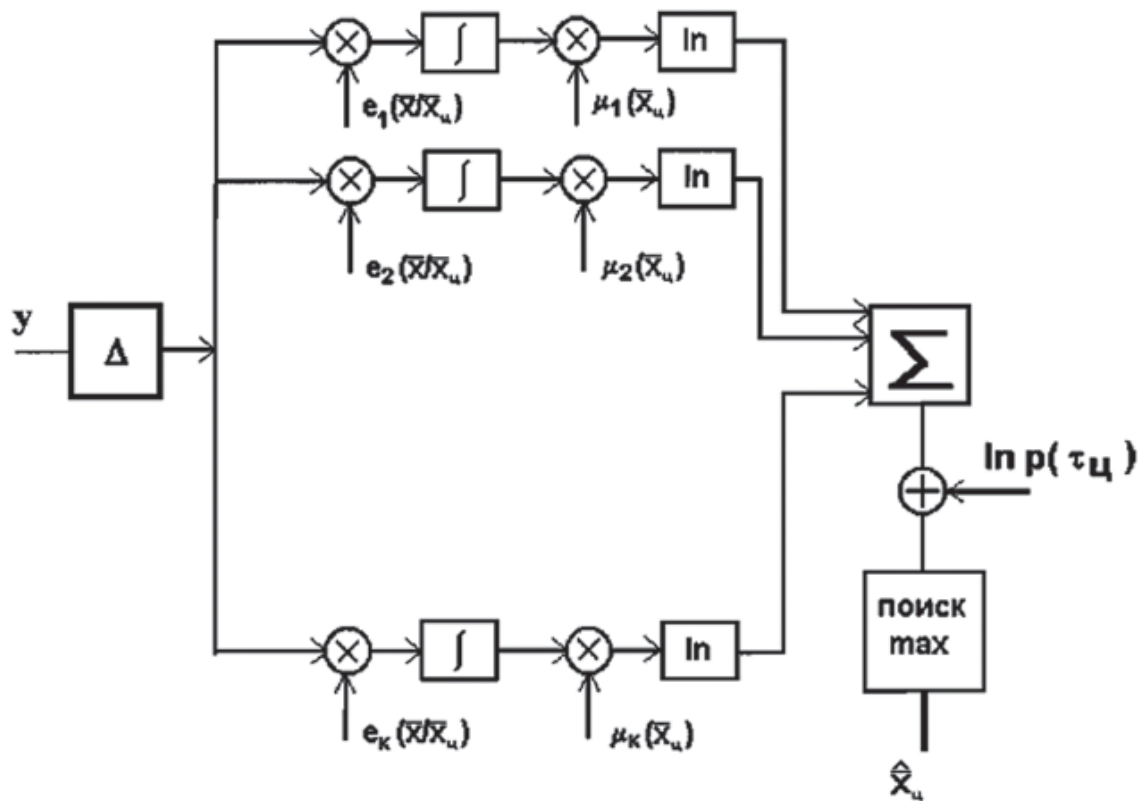


Рис. 7.2. Блок-схема измерителя координаты центра (поток Бернулли)

Как в том, так и другом случае основная функциональная операция состоит в обобщении данных оптимальных приемников первичной обработки (интегрировании по ожидаемой протяженности цели с весами, определяемыми априорным изменением интенсивности потока с соответствующим «загрублением» разрешающей способности).

Таким образом, для построения классического байесовского измерителя необходимо априорное знание интенсивности потока $\beta(x/x_{ц})$ или парциальных плотностей $e(x)$, которые должны рассчитываться, исходя из принятых моделей отдельных ПРЦ и/или тактики построения.

7.1.2. Анализ эффективности алгоритма измерения координаты центра ПРЦ

Оценка максимума апостериорной вероятности образуется путем выбора канала формирования $\dot{P}(x_{ц})$, в котором апостериорная плотность вероятности принимает максимальное значение. В частности, если известно приближение $x'_{ц}$ к истинному значению $x_{ц}$, отстоящее от последнего меньше, чем на величину апостериорного

среднеквадратичного разброса, удобно аппроксимировать $\ln \dot{P}(x'_{\Pi})$ квадратичным разложением относительно точки x'_{Π} :

$$\begin{aligned} \ln \dot{P}(x_{\Pi}) \cong \ln \dot{P}(x'_{\Pi}) + \frac{d \ln \dot{P}(x'_{\Pi})}{dx_{\Pi}} (x - x'_{\Pi}) + \\ + \frac{d^2 \ln \dot{P}(x'_{\Pi})}{dx_{\Pi}^2} (x - x_{\Pi})^2. \end{aligned} \quad (7.1.21)$$

После дифференцирования по x_{Π} получаем решение уравнение правдоподобия

$$\hat{x}_{\Pi} = x'_{\Pi} - \frac{\frac{d}{dx_{\Pi}} \ln \dot{P}_1(x'_{\Pi})}{\frac{d^2}{dx_{\Pi}^2} \ln \dot{P}_1(x'_{\Pi})}. \quad (7.1.22)$$

При относительно невысокой априорной точности, когда априорное распределение практически неизменно в окрестности пика коэффициента правдоподобия $\Delta[\bar{U}/x_{\Pi}]$ переходим к оценкам максимального правдоподобия. При этом дисперсия оценки определяется соотношением

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = -M \left\{ \left[\frac{d \ln \dot{P}(U/x_{\Pi})}{dx_{\Pi}} \right] \right\}. \quad (7.1.23)$$

Применяя известную методику расчета дисперсии оценки [1], при аппроксимации последовательности отметок от цели пуассоновским потоком получим для нее следующее выражение:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = 2 \int_{\Omega} \beta'(x_1/x_{\Pi}) \beta'(x_2/x_{\Pi}) \sqrt{q(x_1)q(x_2)} \psi(x_1, x_2) dx_1 dx_2, \quad (7.1.24)$$

где $q(x)$ – отношение сигнал/шум, заданное как функция от координат цели;

$\psi(x_1, x_2)$ – функция неопределенности.

Дальнейшую конкретизацию выражения (7.1.24) проведем при следующих предположениях:

1) отношение сигнал/шум не зависит от координат цели, а необходимые энергетические соотношения учтены при определении интенсивности потока $\beta(x)$, которая, в свою очередь, представляет собой симметричную функцию;

2) оцениваемый общегрупповой параметр $x_{\text{ц}}$ представляет собой координату центра интенсивности $\beta(x)$.

Для получения простых выражений, позволяющих произвести предварительную оценку эффективности определения общегруппового центра цели рассмотрим два частных случая.

1. При достаточно высоком разрешении воспользуемся аппроксимацией функции неопределенности

$$\psi(x_1, x_2) = \Delta\varphi\delta(x_1 - x_2). \quad (7.1.25)$$

Тогда,

$$\sigma_{x_{\text{ц}}}^{-2} = 2\Delta\psi \int_{\Omega} [\beta'(x - x_{\text{ц}})]^2 q(x) dx. \quad (7.1.26)$$

При постоянном значении отношения сигнал/шум: $p = \text{const}$

$$\sigma_{x_{\text{ц}}}^2 = \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2q_{3\text{фф}}}, \quad (7.1.27)$$

где

$$\Delta_{\beta 1} = \frac{\sqrt{\int_{\Omega} \beta^2(x - x_{\text{ц}}) dx}}{\int_{\Omega} [\beta'(x - x_{\text{ц}})]^2 dx} \quad (7.1.28)$$

– эффективная протяженность групповой цели;

$$q_{3\text{фф}} = q\Delta_{\Phi} \int_{\Omega} \beta^2(x - x_{\text{ц}}) dx \quad (7.1.29)$$

– эффективное общегрупповое отношение сигнал/шум.

2. В этом примере используем гауссовские функции для аппроксимации интенсивности потока и сигнальной функции (при вычислении функции неопределенности):

$$\beta(x) = L \exp\left[-\frac{x^2}{2\Delta_{\beta 1}^2}\right]; \quad (7.1.30)$$

$$u(x) = M \exp\left[-\frac{x^2}{2\Delta_u^2}\right], \quad (7.1.31)$$

где коэффициенты L и M определяются из условий нормировки:

$$\int_{\Omega} \beta(x) dx = n; \quad (7.1.32)$$

$$\int_{\Omega} u^2(x) dx = 1. \quad (7.1.33)$$

После подстановки последних выражений в (5.1.24) получим:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2pn^2} \frac{\left[1 + \left(\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u}\right)^2\right]^{3/2}}{\left(\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u}\right)^2}. \quad (7.1.34)$$

Минимум дисперсии оценки достигается при условии $\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u} = \sqrt{2}$ и равен

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = 2,6 \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2qn^2}. \quad (7.1.35)$$

Несмотря на частный характер последних соотношений, можно сделать вывод достаточно общего характера: при определении центра группы мало связанных между собой слабых сигналов целесообразно иметь средство наблюдения с разрешающей способностью, сравнимой по размерам с эффективным размером группы. В практически важных случаях, связанных с классификацией ПРЦ, когда требуемая разрешающая способность существенно выше, оптимальный алгоритм определения центра формирует «стробы», «загрубляющие» разрешение до требуемой величины.

При использовании для моделирования отсчетов сигнала от цели в виде потока Бернулли для дисперсии оценки координаты центра получим аналогичное выражение

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = 2 \sum_{j=1}^k \iint_{\Omega} e'_j(x_1/x_{\Pi}) e'_j(x_2/x_{\Pi}) \sqrt{q(x_1)q(x_2)} \Psi(x_1, x_2) dx_1 dx_2. \quad (7.1.36)$$

Предположим, что внутригрупповые сигналы могут находиться только на вполне определенных позициях, то есть:

$$e_j\left(\frac{x}{x_{\Pi}}\right) = v_j \delta(x - \Delta_j - x_{\Pi}) \quad (7.1.37)$$

и считая $\psi(x_1, x_2) = \psi(x_1 - x_2)$, получим:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = \sum_{j=1}^k v_j^2 \frac{2q_j}{\Delta_{\Phi}}, \quad (7.1.38)$$

где Δ_{Φ} – ширина интервала разрешения;

q_j – отношение сигнал/шум в j -м интервале разрешения.

Формула (7.1.38) отражает в основном те же качественные особенности измерения общегруппового центра, что и при использовании потока Пуассона. Точность растет при увеличении отношения сигнал/шум и среднего числа элементарных целей. В то же время дисперсия увеличивается при увеличении числа элементов разрешения, приходящихся на размер групповой цели (при увеличении отношения протяженности цели к величине элемента разрешения).

7.2. Оценка области, занимаемой целью на РЛИ

Выделение области, занимаемой радиолокационным портретом ПРЦ на РЛИ, представляет собой известную задачу сегментации, методам решения которой посвящен ряд работ, в частности, [3–12, 13]. Традиционные алгоритмы сегментации реализуют такие методы, как пространственное дифференцирование, функциональная аппроксимация, высокочастотная фильтрация, пороговая обработка, двумерная линейная фильтрация и т. д. Практическое применение рассматриваемых методов в задаче распознавания ПРЦ на борту КА вряд ли осуществимо, в первую очередь, из-за их вычислительной сложности, с одной стороны, и из-за необходимости экспериментального подбора параметров (настройки алгоритмов с помощью оператора), с другой. Существенный недостаток традиционных алгоритмов – недостаточное внимание к принципиальной необходимости учета флуктуации РЛИ ПРЦ, а также к формализации методов анализа их эффективности и результатам такого анализа.

Указанные недостатки могут быть преодолены при разработке алгоритма сегментации на основе статистической модели РЛИ с использованием аппарата и методологии теории статистических решений.

Хорошей моделью для РЛИ в РСА с достаточно высоким разрешением может служить двумерное поле независимых отсчетов мощности отраженного сигнала, одномерные плотности вероятности которых отличаются для отсчетов, соответствующих отражениям от фона и от поверхности ПРЦ. В первом приближении примем допущение о том, что все отсчеты фона имеют плотность вероятности $W_{\Phi}(U_{ij})$, а цели – $W_{\Pi}(U_{ij})$. В этом случае оптимальный алгоритм оценивания области, занимаемой отсчетами цели, записанный по критерию максимального правдоподобия, будет иметь вид:

$$\hat{\Omega}_{\Pi} = \arg \max_{\Omega_{\Pi}} \left\{ \sum_{i,j \in \Omega_{\Pi}} \ln \frac{W_{\Pi}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \right\}. \quad (7.2.1)$$

Реализация алгоритма (7.2.1) является чрезвычайно трудоемкой из-за необходимости перебора всех возможных границ области, внутри которой расположена цель. Однако, с учетом статистической независимости сигналов в отдельных каналах дальности, максимум выражения в фигурных скобках (7.2.1) может быть получен, если максимизировать каждое отдельное слагаемое

$$\sum_{i \in [n_{1j}, n_{2j}]} \ln \frac{W_{\Pi}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \quad (7.2.2)$$

для каждого канала дальности с номером j (n_{1j} и n_{2j} – граничные точки, разделяющие область фона и цели в j -м канале дальности). Таким образом, оптимальный алгоритм определения области, занимаемой целью, сводится к оптимальной оценке совокупности пар точек в каждом канале дальности, в которых происходит изменение параметра распределения отсчетов сначала в «направлении фон-цель», а затем в «направлении цель-фон».

Оптимальный по максимуму функции правдоподобия алгоритм нахождения оценок координат граничных точек \hat{n}_{1j} и \hat{n}_{2j} в j -м канале дальности принимает вид:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} \ln \frac{W_{\Pi}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \right\}. \quad (7.2.3)$$

Совокупность граничных точек n_{1j} , n_{2j} при каждом значении j образуют границу области Ω , занимаемой целью соответствующего класса.

Определим структуру оптимального алгоритма для некоторых наиболее распространенных видов распределений одномерной плотности вероятности отсчетов РЛИ.

а) Распределение отсчетов РЛИ – экспоненциальное:

$$W(u_{ij}) = \sigma^{-1} \exp(-\sigma^{-1} U_{ij}), \quad (7.2.4)$$

причем его параметр σ пропорционален удельной ЭПР цели (σ_2) или фона (σ_1) в зависимости от того, расположен ли соответствующий отсчет в области цели Ω_{Π} или фона Ω_{Φ} . При известных априори значениях параметров σ_1 и σ_2 алгоритм (7.2.3) может быть записан в виде:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ (n_{2j} - n_{1j}) \ln \frac{\sigma_1}{\sigma_2} - (\sigma_2^{-1} - \sigma_1^{-1}) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij} \right\}. \quad (7.2.5)$$

При неизвестных значениях параметров σ_1 и σ_2 функция правдоподобия в каждом канале дальности может быть определена по формуле (5.2.5), где вместо названных параметров используются их максимально правдоподобные оценки при каждом возможном значении координат граничных точек n_1 и n_2 . В этом случае алгоритм оценки координат граничных точек принимает вид:

$$\begin{aligned} (\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{2, M-2} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M-1}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ - (n_{1j} - 1) \ln \left[(n_{1j} - 1)^{-1} \sum_{i=1}^{n_{1j}-1} U_{ij} \right] - \right. \\ \left. - (n_{2j} - n_{1j} - 1) \ln \left[(n_{2j} - n_{1j} - 1)^{-1} \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij} \right] - \right. \\ \left. - (M - n_{2j}) \ln \left[(M - n_{2j})^{-1} \sum_{i=n_{2j}+1}^M U_{ij} \right] \right\} \end{aligned} \quad (7.2.6)$$

и может быть назван адаптивным по отношению к параметрам распределения.

б) Распределение отсчетов РЛИ – гамма-распределение:

$$W(u_{ij}) = \frac{\gamma^n}{\Gamma(\eta)} u_{ij}^{\eta-1} \exp(-\gamma U_{ij})$$

с параметрами γ_2, η_2 в области цели и параметрами γ_1, η_1 в области, занятой фоном.

Рассмотрим два варианта:

1) на границе областей изменяется только параметр масштаба $\gamma(\eta_2 = \eta_1 = \eta)$. В этом случае алгоритм оценки граничных точек имеет вид:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \eta_0 (n_{2j} - \eta_{2j}) \ln \frac{\gamma_2}{\gamma_1} - (\gamma_2 - \gamma_1) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij} \right\}; \quad (7.2.7)$$

2) на границе областей изменяется только параметр формы η ($\gamma_2 = \gamma_1 = \eta_0$). Алгоритм выглядит следующим образом.

$$\begin{aligned} (\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ (n_{2j} - n_{1j}) \left[\ln \frac{\Gamma(\eta_1)}{\Gamma(\eta_2)} + (\eta_2 - \eta_1) \ln \gamma_0 \right] + \right. \\ \left. + (\eta_2 - \eta_1) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} \ln U_{ij} \right\}. \end{aligned} \quad (7.2.8)$$

Реализация рассмотренных алгоритмов не требует операций более сложных, нежели простое суммирование отсчетов РЛИ.

Достаточной статистикой при решении задачи многоальтернативной проверки гипотез о линейных размерах объекта является вектор, компонентами которого являются суммы отсчётов в пределах ожидаемых размеров объекта. В дальнейшем вектор обозначен

$$\lambda = \{\lambda_L, \lambda_M, \lambda_B\},$$

$$\text{где } \lambda_L = \sum_{i,j \in \Omega_L} U_{i,j}; \quad \lambda_M = \sum_{i,j \in \Omega_M} U_{i,j}; \quad \lambda_B = \sum_{i,j \in \Omega_B} U_{i,j};$$

$U_{i,j}$ – отсчёты изображения;

$\Omega_L, \Omega_M, \Omega_B$ – области изображения, занимаемые «малой», «средней» и «большой» целями.

Основной статистический материал, используемый для исследования алгоритмов распознавания, получен путём моделирования двумерных РЛИ, адекватных полю сигнала на выходе устройства обработки в станции бокового обзора с синтезированной апертурой [9]. Наблюдаемый объект моделируется с помощью отдельных блестящих точек и диффузионной составляющей. Распознаваемые классы отличаются размерами. Число классов равно трём. На рис. 7.3 представлен пример радиолокационного изображения, содержащего отдельные объекты, отличающиеся своими размерами, которые следует классифицировать по названному параметру.



Рис. 7.3. Пример радиолокационного изображения

Принимаемый сигнал формируется на выходе РЛС с синтезированной апертурой (рис. 7.4) и представляет собой совокупность случайных отсчётов, имеющих экспоненциальное распределение с заданной дисперсией в пределах области, занимаемой целью на изображении.

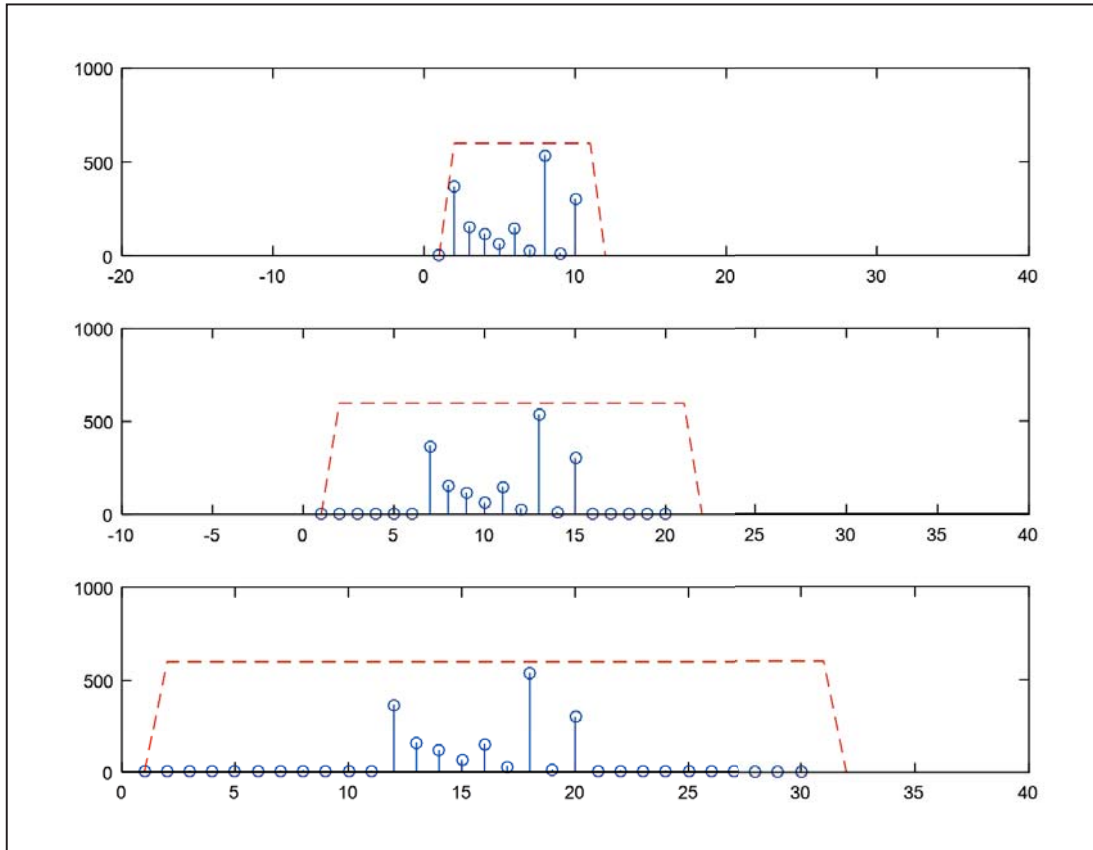


Рис. 7.4. Отсчёты изображений целей 3 классов, отличающихся размерами

В результате моделирования алгоритма классификации, описанного выше, получены вероятности правильного распознавания для РЛИ, отличающихся размерами в 1,5 раза

$$P_{q=10} = \begin{pmatrix} L/L & M/L & B/L \\ L/M & M/M & B/M \\ L/B & M/B & B/B \end{pmatrix}. \quad (7.2.9)$$

Каждый элемент матрицы представляет собой оценку вероятности правильной (ошибочной) классификации малых (L), средних (M) и больших (B) целей. При разных отношениях мощностей отсчётов, принадлежащих целям, к мощности шума.

$$P_{q=8} = \begin{pmatrix} 0,0750 & 0,0750 & 0,0750 \\ 0 & 0,0240 & 0,0240 \\ 0 & 0 & 0,0030 \end{pmatrix};$$

$$P_{q=10} = \begin{pmatrix} 0,4940 & 0,4910 & 0,4860 \\ 0,0120 & 0,5500 & 0,5500 \\ 0 & 0,0190 & 0,4620 \end{pmatrix};$$

$$P_{q=12} = \begin{pmatrix} 0,8480 & 0,8450 & 0,8450 \\ 0,1290 & 0,9330 & 0,9320 \\ 0,0050 & 0,3940 & 0,9640 \end{pmatrix}.$$

На рис. 7.5. представлены зависимости вероятностей правильной классификации от отношения сигнал/шум и числа отсчётов сигнала, приходящихся на цель.

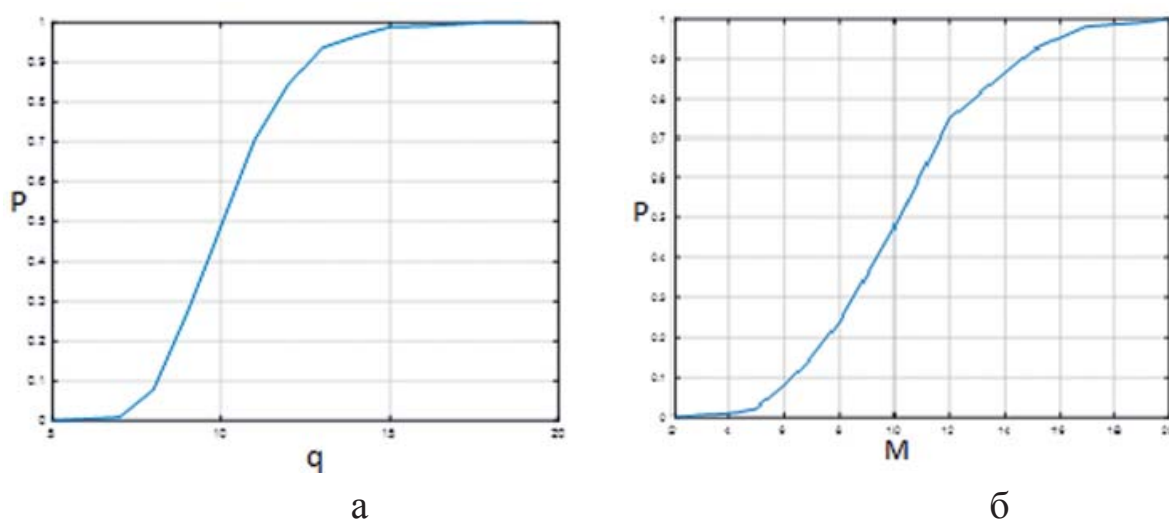


Рис. 7.5. Зависимость вероятности правильного обнаружения:
а – $M = \text{const}$; б – $q = \text{const}$

На этих рисунках; P – вероятность правильного обнаружения, q – отношение сигнал-шум, M – количество отсчетов цели.

7.3. Оценка ракурса цели

Если определение области, занятой целью на РЛИ, представляет интерес при обучении алгоритма, формировании радиолокационных портретов ПРЦ и при достаточно большом отношении сигнал/фон,

реализуемом на практике, может быть игнорировано, (отсчеты фона при верно выбранном пороге практически отсутствуют), то оценка ракурса в режиме эксплуатации алгоритма классификации принципиально необходима, ибо со сменой ракурса существенным образом меняется как интегральная ЭПР ПРЦ, так и ее индивидуальный радиолокационный портрет, что требует в общем случае обращения к вполне определенным (полученным при том же ракурсе) радиолокационным портретам из базы данных. Рассмотрим возможность оценки ракурса по ориентации контура ПРЦ (см. рис. 7.6).

На рисунке показана условная область цели на РЛИ в координатах дальность-азимут. Продольная ось цели, которая в случае наблюдения ПРЦ совпадает с осью симметрии, у целей названного класса достаточно ярко выражена, поэтому ракурсом здесь и далее считаем угол наклона продольной оси к азимутальной координате φ . При известном угле азимута цели θ_H ракурс определяется суммой

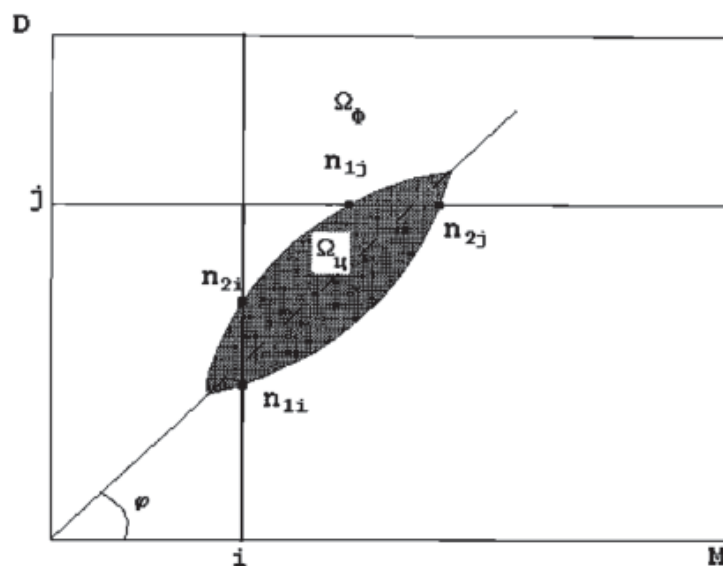
$$\varphi = \varphi_1 + \Theta_H - \frac{\pi}{2} \pm \pi.$$

Слагаемое $\pm\pi$ вызвано неоднозначностью при оценке ракурса ПРЦ по ориентации его продольной оси.

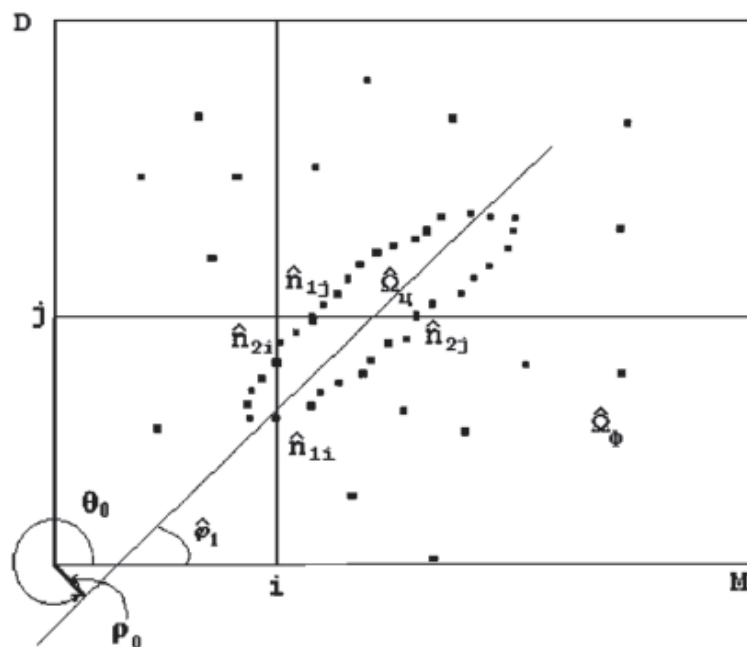
Реальное радиолокационное изображение ПРЦ при его дискретизации по дальности и азимуту представляет собой совокупность точек так или иначе группирующихся вдоль продольной оси ПРЦ. Определение углового коэффициента такой прямой можно осуществить множеством способов, основанных на вычислении минимумов расстояний между точками и прямой, вычисленными в той или иной метрике. Всем этим методам в той или иной мере присущ общий недостаток, состоящий в том, что аномальные точки, расположенные далеко от прямой, дают наибольший вклад в формируемую сумму (расстояние до них самое большое) и оценка ракурса производится с заметной ошибкой. От названного недостатка свободен метод преобразований Хафа (кластерного анализа). Оставляя вопрос об эффективности различных методов до раздела, посвященного сравнительному анализу, рассмотрим содержание алгоритма Хафа. В результате работы алгоритма оценки граничных точек в каждом канале дальности (азимута) после дискретизации РЛИ ПРЦ образуется совокупность точек, большинство которых (за исключением аномальных, созданных фоном) группируется вдоль продольной оси ПРЦ, угловой коэффициент

которой и является предметом оценки. Каждой точке с координатами x_i, y_i на плоскости XOY ставится в соответствие кривая $p_i(\theta)$ на плоскости θ, p . Методом пересчета служит нормальное уравнение прямой:

$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = p. \quad (7.3.1)$$



а)



б)

Рис. 7.6. К выводу алгоритмов оценки области РЛИ, занимаемой ПРЦ, и ракурса цели

В результате построения множества кривых для каждой точки x_i, y_i образуются области «сгущения» (кластеры), иначе говоря, области, через которые проходит большинство кривых. Точке центра такого кластера соответствует прямая, проходящая через большинство выделенных точек на плоскости РЛИ, при этом аномальные точки автоматически селективируются.

7.4. Анализ алгоритмов оценки координат граничных точек между областями РЛИ с отличающимся контрастом

Эффективность алгоритмов оценки координат граничных точек производилась методом статистического моделирования. Названным методом генерировалось выборочное РЛИ в одном канале дальности, содержащее 100 случайных отсчетов, первая половина которых имела плотность вероятности с одним параметром (σ_1), а вторая половина – с другим (σ_2). Величина ошибки Δ_n рассчитывалась как сумма смещения и среднеквадратичного отклонения оценки координаты точки изменения параметра (вычисленная в количестве отсчетов РЛИ, что эквивалентно количеству элементов разрешения). На рис. 7.7 показана зависимость ошибки от величины отношения ЭПР цели и фона в одном элементе разрешения $\left(q = \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\right)$. Зависимости получены для следующих распределений отсчетов:

- 1 – гамма-распределение;
- 2 – экспоненциальное распределение (с известными априори параметрами);
- 3 – экспоненциальное распределение с неизвестными параметрами.

Из приведенного рисунка следует, что качество алгоритмов оценки граничных точек существенно зависит от вида распределения отсчетов РЛИ, причем названная зависимость тем сильнее, чем меньше радиолокационный контраст между поверхностью цели и МП. При этом экспоненциальное распределение представляет собой наименее благоприятную ситуацию для качественного воспроизведения цели. Однако, при контрасте более 8 дБ качество оценки координат граничных точек практически не зависит от вида распределения отсчетов и от наличия априорной информации об их параметрах. Адаптивный алгоритм в условиях произведенного моделирования практически не уступает оптимальному.

Зависимость ошибки Δ_n от общего количества отсчетов показана на рис. 7.7. Очевидно, что уменьшение размеров фрагмента РЛИ, по которому принимается решение о наличии и координате скачка ЭПР, приводит к возрастанию ошибки. Кроме того, ошибка растет тем больше, чем дальше расположена точка скачка ЭПР от середины фрагмента, поскольку уменьшается число отсчетов и, следовательно, качество оценки одного из параметров распределения (рис. 7.7). Улучшение оценки второго параметра не компенсирует потерь, возникающих при оценке первого (При расположении скачка на краях фрагмента ошибка существенно выше).

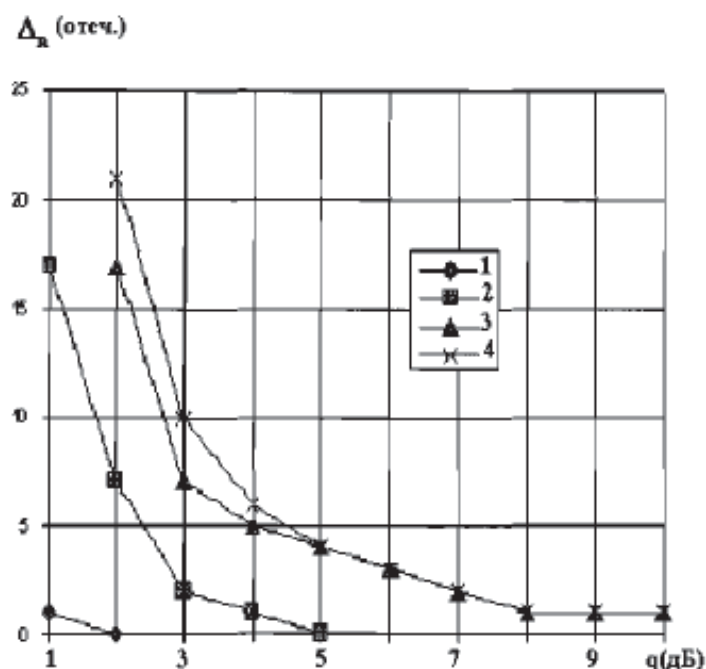


Рис. 7.7. Средняя ошибка оценки координат граничных точек контура цели в зависимости от среднего радиолокационного контраста при нормальном распределении отсчетов РЛИ (1), гамма-распределении (2), экспоненциальном с известными (3) и неизвестными (4) параметрами

На рис. 7.8 показана оценка контура цели на РЛИ размером 100×100 . Распределение отсчетов – экспоненциальное, алгоритм адаптивный.

Зависимость ошибки Δ_n от общего количества отсчетов показана на рис. 7.9. Очевидно, что уменьшение размеров фрагмента РЛИ, по которому принимается решение о наличии и координате скачка ЭПР, приводит к возрастанию ошибки. Кроме того, ошибка растет тем больше, чем дальше расположена точка скачка ЭПР от середины

фрагмента, поскольку уменьшается число отсчетов и, следовательно, качество оценки одного из параметров распределения (рис. 7.7). Улучшение оценки второго параметра не компенсирует потерь, возникающих при оценке первого (При расположении скачка на краях фрагмента ошибка существенно выше).

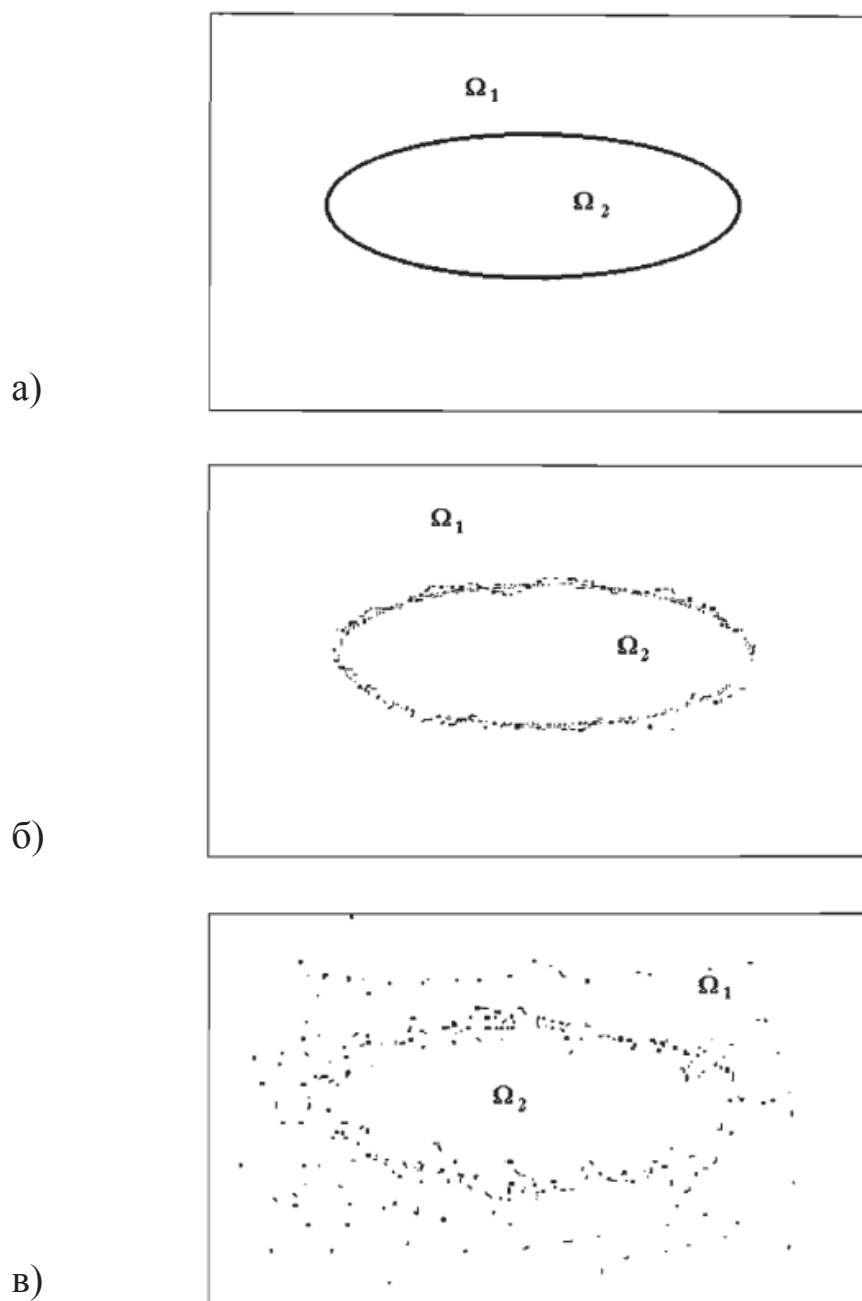


Рис. 7.8. Пример оценки контура цели (а) адаптивным алгоритмом при двух значениях среднего радиолокационного контраста

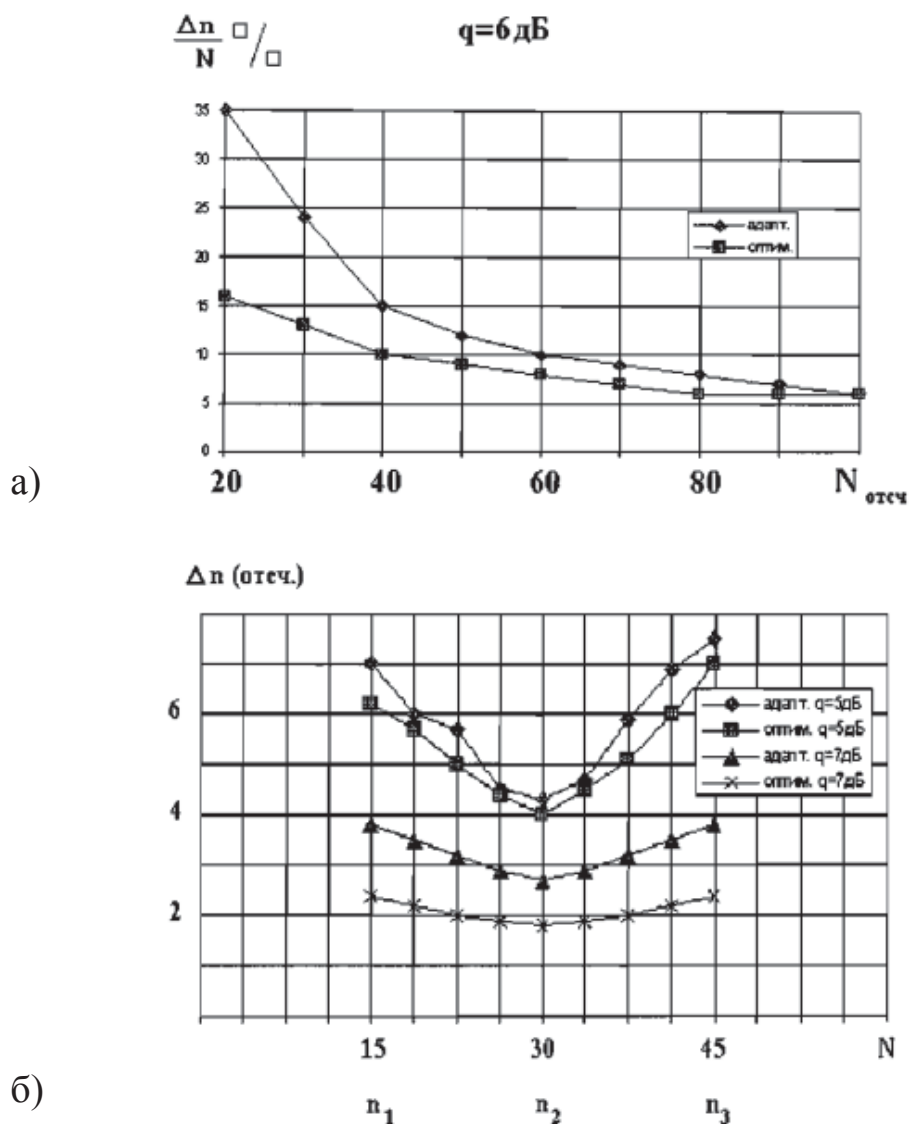


Рис. 7.9. Зависимость ошибок оценки координат точек контура от размеров фрагмента (а) и расположения точек (б)

Для оценки длины цели в одном канале РЛИ определялись координаты двух точек изменения параметров РЛИ (начальной и конечной). Зависимость ошибки оценки длины Δ_L от величины отношения параметров q показана на рис. 7.10. Ошибка Δ_L вычислялась как сумма смещения и среднеквадратического отклонения длины цели в одном канале (усреднение производилось по 50 испытаниям). Из рисунка следует, что эффективность оптимального и адаптивного алгоритмов практически одинакова и составляет величину порядка одного отсчета при контрасте порядка 6–7 дБ.

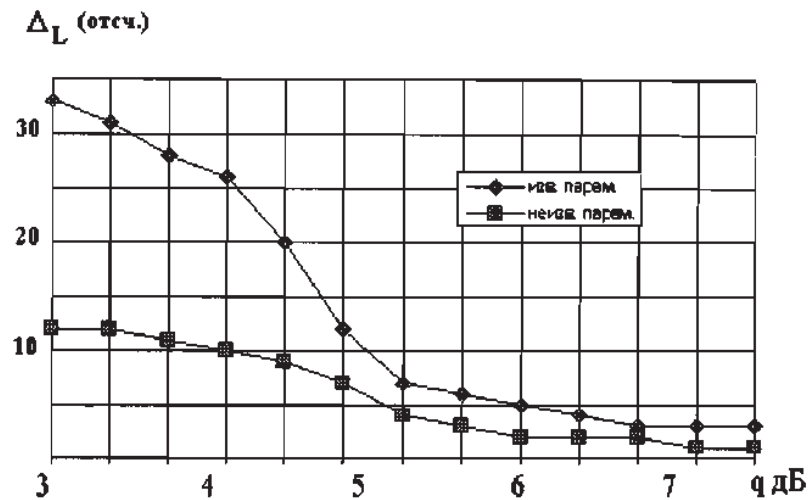


Рис. 7.10. Ошибка оценки протяженности РЛИ цели в одном канале от величины среднего радиолокационного контраста при известных и неизвестных параметрах $\sigma_1 \sigma_2$

7.5. Межобзорная идентификация РЛИ ПРЦ

Решение задачи классификации по одному наблюдению может оказаться недостаточно достоверным вследствие искажений РЛИ, вызванных его флуктуациями и рядом других причин особенно при большой мощности сигнала, отражённого от подстилающей поверхности. В таких случаях эффективность решения задачи может быть повышена за счет применения комплексного распознавания несколькими решающими автоматами (РА).

В связи с тем, что каждый РА содержит в своем банке наблюдаемых данных несколько РЛИ различных целей, возникает проблема их идентификации, иначе говоря, ответа на вопрос, какие конкретные фрагменты, содержащие отметки от целей в каждом из P различных обзоров, принадлежат одному и тому ПРЦ.

Предположим, что каждое j -е РЛИ, полученное в p -м обзоре, представлено вектором

$$\bar{U}_{pj} = \|U_{pj}^i\|, \quad (p = \overline{1, P}; j = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}),$$

размерность которого N выбрана таким образом чтобы РЛИ ПРЦ наибольшего размера полностью размещалось в пределах заданного фрагмента МП. Нумерация фрагментов, наблюдаемых на радиолокационной карте (содержащихся в банке данных) производится

по заданному правилу (в примере, показанном на рис. 7.11 слева – направо, сверху – вниз). При этом общая совокупность РЛИ, подлежащих идентификации, имеет вид:

$$\{U_{11}^1, \dots, U_{11}^N; \dots, U_{1M}^1, \dots, U_{1M}^N; \dots, U_{pj}^1, \dots, U_{pj}^N; \dots, U_{p1}^1, \dots, U_{p1}^N; \dots, U_{pM}^1, \dots, U_{pM}^N\}, \quad (7.5.1)$$

где первый индекс p – номер обзора;

второй индекс j – номер РЛИ в p -м обзоре;

третий индекс i – номер отсчета j -го РЛИ p -го обзора.

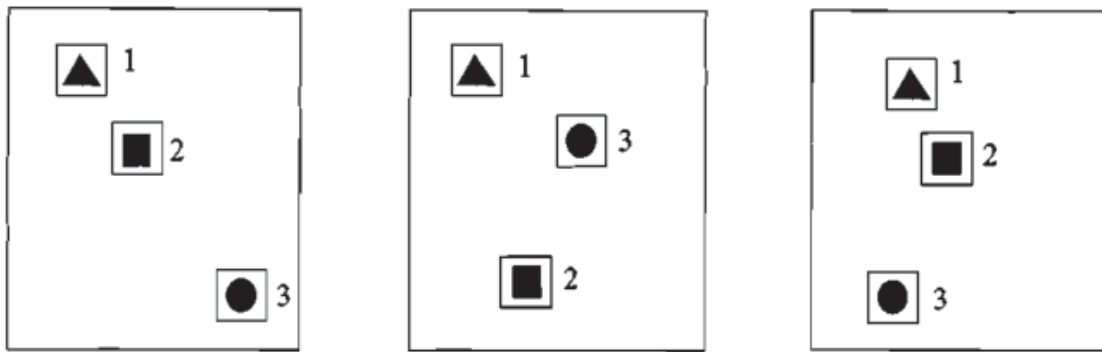


Рис. 7.11. Карты поверхности с РЛИ трех разных ПРЦ

Пусть j -е РЛИ определено вектором параметров

$$\bar{l}_{p\alpha_j^p} \left(p = \overline{1, P}; \alpha_j^p = \overline{1, M} \right),$$

где p – по-прежнему номер обзора;

α_j^p – истинный порядковый номер ПРЦ, соответствующего j -му РЛИ в p -м обзоре.

Компонентами вектора $\bar{l}_{p\alpha_j^p}$ являются все доступные для анализа параметры объекта, в частности, статистические характеристики отсчетов РЛИ (математические ожидания, дисперсии и т. п.), траекторные параметры (координаты, скорости поступательного и вращательного движений и т. д.), оценки ЭПР, размеров и т. п.

Цель идентификации заключается в отыскании оптимальной в рамках выбранного критерия оценки совокупности векторов $\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M$ у которых каждая компонента $\hat{\alpha}_j^p$ представляет собой оценку истинного номера j -й цели в p -м обзоре. На уже упоминавшемся примере (рис. 7.11) условно показаны карты анализируемой поверхности в трех последовательных обзорах. На каждой из этих карт расположены три РЛИ ПРЦ, которые условно изображены в виде треугольника,

квадрата и круга. При простейшей идентификации целей (например, по минимуму изменения расстояния от отметки в предыдущем обзоре) второй и третий ПРЦ во втором обзоре будут перепутаны (они поменялись местами за счет перемещения по неизвестным для наблюдателя траекториям, изменения ракурса, траектории ИСЗ и т. п.). Правильное же решение должно иметь вид:

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_1^1 &= \hat{\alpha}_1^2 = \hat{\alpha}_1^3 = 1; \\ \hat{\alpha}_2^1 &= \hat{\alpha}_2^3 = 2; \quad \hat{\alpha}_2^2 = 1; \\ \hat{\alpha}_3^1 &= \hat{\alpha}_3^3 = 3; \quad \hat{\alpha}_3^2 = 2.\end{aligned}$$

Общее число возможных гипотез об истинном расположении ПРЦ в пределах анализируемых карт акватории, полученных при P обзорах, равно $P \cdot M!$. Если для каждой из гипотез может быть записана ее апостериорная плотность вероятности, то решения следует принимать по ее максимуму:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \max_{\alpha_1, \dots, \alpha_M} W(\bar{U}_{11}, \dots, \bar{U}_{1M} / \bar{l}_{1\alpha_1^1}, \dots, \bar{l}_{p\alpha_M^p}). \quad (7.5.2)$$

В тех случаях, когда векторы параметров $\bar{l}_{p\alpha_j^p}$ априори неизвестны, их значения в должны быть заменены соответствующими оценками максимального правдоподобия, полученными в предположении о справедливости проверяемой гипотезы.

Проиллюстрируем решение названной задачи на примере флуктуационных РЛИ ПРЦ, причем при идентификации отсутствует какая-либо априорная информация за исключением того факта, что отсчеты РЛИ независимы и распределены по экспоненциальному закону, что соответствует выборочным отсчетам мощности. В этом случае параметры $l_{p\alpha_j^p}^i = \sigma_{\alpha_j}^i$ представляют собой дисперсии соответствующих отсчетов. Алгоритм принимает вид:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \max_{\alpha_1, \dots, \alpha_M} \left\{ \prod_{p=1}^P \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{\alpha_j}^i} \exp \left(-\frac{U_{pj}^i}{\sigma_{\alpha_j}^i} \right) \right\}. \quad (7.5.3)$$

Поскольку значения мощностей отдельных отсчетов априори неизвестны и при решении задачи идентификации отсутствует возможность их определения откуда-либо, кроме как из наблюдаемой

совокупности РЛИ различных ПРЦ, воспользуемся максимально правдоподобными оценками неизвестных мощностей:

$$\hat{\sigma}_{\alpha_j}^i = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p}^i \quad (7.5.4)$$

После подстановки (5.5.4) в (5.5.3) и (5.5.2) и логарифмирования получаем алгоритм идентификации РЛИ ПРЦ при межобзорном наблюдении:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \min_{\bar{\alpha}_1, \dots, \bar{\alpha}_M} \left\{ \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \left[\frac{U_{pj}^i}{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p}} + \ln \left(\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p} \right) \right] \right\}. \quad (7.5.5)$$

Для анализа эффективности предлагаемого правила рассмотрен пример идентификации двух РЛИ ПРЦ ($M = 2$), которые моделировались в 4 ($P = 4$) последовательных обзорах. РЛИ ПРЦ не отличались по величине удельной ЭПР, но отличались размерами (при общем размере радиолокационной карты 100×100 элементов разрешения площадь первого РЛИ – 5×5 , а второго – 4×4 элементов разрешения). Положение центра РЛИ ПРЦ на карте в каждом обзоре моделировалось равновероятным при условии, что контуры РЛИ не пересекаются.

Таким образом, в каждом отдельном испытании были реализованы восемь конкурирующих гипотез о порядке последовательного размещения РЛИ на карте акватории.

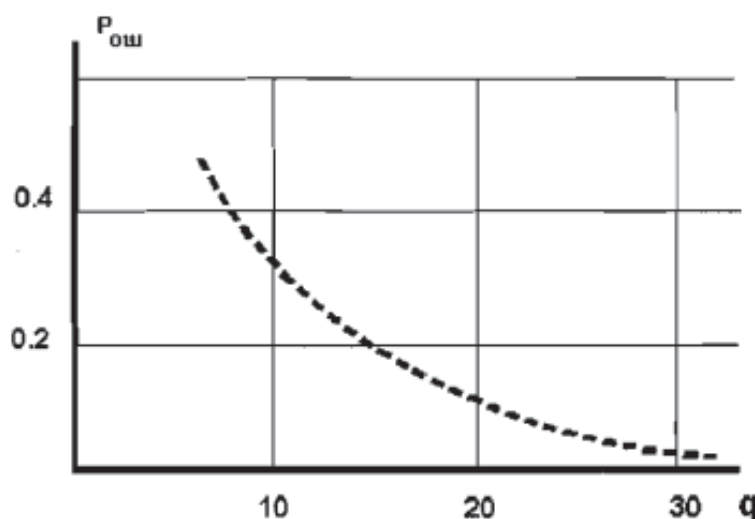


Рис. 7.12. Вероятность ошибки идентификации

Зависимости вероятностей ошибок от отношения сигнал/фон приведены на рис. 7.12, откуда, в частности, следует, что две цели с одинаковыми ЭПР (наихудший для практики случай) и отличающиеся по линейным размерам приблизительно на 25 % идентифицируются с вероятностью ошибки не более 0,1 при отношении сигнал/фон порядка 20 дБ.

7.6. Оценка радиолокационного портрета ПРЦ

Проблема создания банка данных РЛИ ПРЦ является основной при реализации алгоритма классификации, поскольку именно от количества и достоверности априорной информации зависит в конечном счёте эффективность решения задачи в целом.

В данном разделе рассматривается алгоритм многомерной оценки амплитуд отражённых сигналов и угловых координат их источников, реализующий многоканальную (по числу пеленгуемых источников) итеративную процедуру измерения по методу максимального правдоподобия и отличающийся сравнительно несложной технической реализацией [14].

Предположим, что наблюдение поля сигналов и помех производится эквидистантной антенной решеткой, длина которой L , а число приемных элементов M . Тот факт, что названная решётка создаётся в виде искусственного раскрыва, не оказывает влияния на решение задачи, так как в течение времени синтеза параметры отражённых сигналов остаются практически неизменными, а это значит, что и принимаемые комплексные амплитуды остаются в пределах интервала синтеза неизменными. Очевидно, что принимаемые комплексные амплитуды в каждой точке траектории должны запоминаться на всё время работы алгоритма. При N источниках сигналов, находящихся в дальней зоне приемной антенны и отличающихся своими комплексными амплитудами f_i и угловыми направлениями Θ_i ($i = 1, N$), вектор комплексных амплитуд в элементах решетки может быть представлен в виде

$$U = \sum_{i=1}^n f_i S(\mu_i) + N, \quad (7.6.1)$$

где
$$S(\mu_i) = \|S_l(\mu_i)\| = \left\| \exp \left[-j \frac{4\pi}{N-1} l \mu_i \right] \right\|; \quad \mu_i = \frac{L}{\lambda} \sin \Theta_i \quad (7.6.2)$$

– нормированная угловая координата i -го источника (λ – длина волны);

N – вектор комплексных амплитуд помехи в элементах антенны.

Считая амплитуды отражённых сигналов и угловые координаты источников неслучайными неизвестными величинами, помеху гауссовой с нулевым математическим ожиданием и корреляционной матрицей $R_{\text{ш}} = M\{NN^*\}$, запишем функцию правдоподобия для неизвестных параметров сигналов f_i и $\mu_i (i = 1, N)$:

$$P\{U/f_1, \dots, f_n; \mu_1, \dots, \mu_n\} = \text{const} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[U - \sum f_i X(\mu_i) \right]^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \left[U - \sum f_i X(\mu_i) \right] \right\}, \quad (7.6.3)$$

где $*$ – знак эрмитова сопряжения.

Преобразуем показатель (7.6.3) таким образом, чтобы выделить член, зависящий от амплитуды и угловой координаты только одного, например, m -го источника:

$$L_m = \frac{1}{2} |f_m|^2 S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) - f_m U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) + F_m(f_1, \dots, f_{m-1}, f_{m+1}, \dots, f_N; \mu_1, \dots, \mu_{m-1}, \mu_{m+1}, \dots, \mu_N) \quad (7.6.4)$$

$$\text{где} \quad U_m = U - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq m}}^n f_i S(\mu_i); \quad (7.6.5)$$

$F_m(\bullet)$ – функция, не зависящая от f_m и μ_m .

Для определения оценок максимального правдоподобия амплитуды и угловой координаты m -го отражающего элемента необходимо отыскать минимум выражения (7.6.4) по названным переменным. Преобразовав (7.6.4) к виду

$$L_m = S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) \left| f_m - \frac{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)} \right|^2 - \frac{|U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)|^2}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)} + F_m \quad (7.6.6)$$

замечаем что, максимум функции правдоподобия имеет при условии

$$\hat{f}_m = \frac{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}. \quad (7.6.7)$$

Подставляя найденную оценку амплитуды (7.6.7.) в выражение (7.6.4) и дифференцируя по μ_m , получаем уравнение правдоподобия для оценки углового направления

$$\operatorname{Re} \left\{ \frac{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} V S(\mu_m)}{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)} \right\} \Big|_{\mu_m = \hat{\mu}_m} = 0, \quad (7.6.9)$$

где $V = 2\pi j / (N-1) \operatorname{diag}(1, 2, \dots, N)$ – диагональная матрица.

Уравнение (7.6.8) легко решается численными методами, либо разложением в степенной ряд в окрестности оцениваемого значения.

Оценки параметров других сигналов находятся аналогично, причем перед оценкой m -го сигнала по формулам (7.6.7), (7.6.8) используются соответствующие оценки всех остальных $n-1$ сигналов с целью компенсации «мешающих» для текущей оценки сигналов во входных данных m -го канала измерения.

Структурная схема оптимального алгоритма (рис. 7.13) состоит из n перекрестно связанных каналов, в каждом из которых производится вычитание оценок мешающих сигналов, полученных в соседних каналах, измерение «своих» параметров f и μ формирование оценки $\hat{f}S(\hat{\mu})$ «своего» сигнала, которая используется для соответствующей компенсации в других каналах.

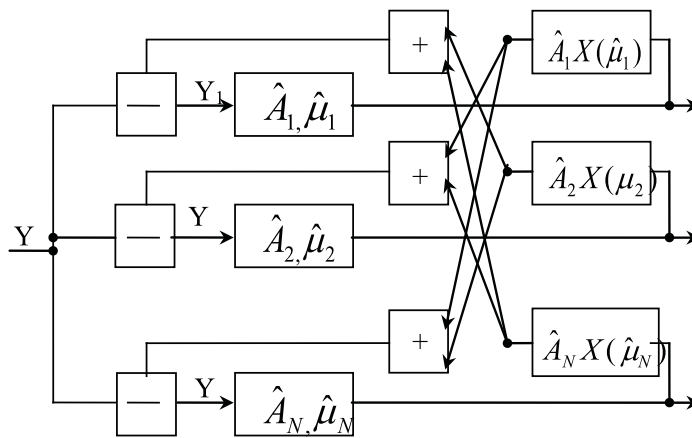


Рис. 7.13. Структурная схема измерений

Эффективность алгоритма исследовалась методом статистического моделирования на примере решения задачи измерения координат двух источников с угловыми направлениями $\mu_1 = 0,2$ и $\mu_2 = -0,2$, что соответствует их разнесению на 0,23 ширины диаграммы направленности антенной решетки по нулям (рис. 7.14). В качестве начальных условий задавались значения $\mu_{0,2} = \pm 0,1$ (кривая 1), $\mu_{0,2} = \pm 0,05$ (кривая 2), $\mu_{0,2} = \pm 0,01$ (кривая 3). Шумы в элементах решетки некоррелированы.

Отношение амплитуды сигнала к СКО шума 20 дБ. Оценки координат сходятся к истинным после 15...20 итераций при отличии заданных значений координат от начальных условий алгоритма в 10 и более раз.

Таким образом, даже в тех случаях, когда сигналы не разрешаются по углу (в смысле релейского критерия) при отношениях сигнал – шум, не существенно превышающих порог обнаружения, рассматриваемый алгоритм позволяет производить совместное измерение угловых координат при низких требованиях к точности установки начальных условий.

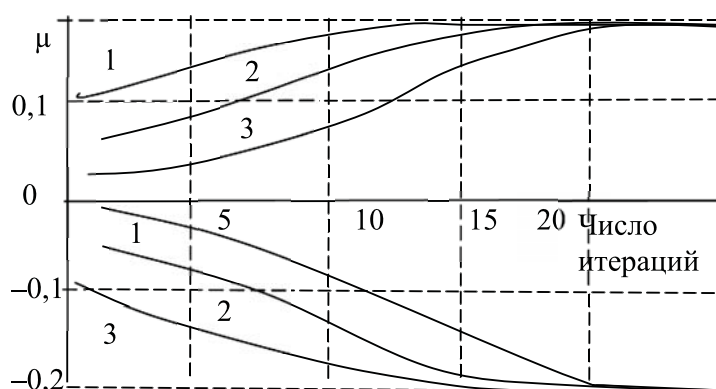


Рис. 7.14. Сходимость оценок координат источников

7.7. Компенсация отражений от источников помех

Проблема построения оптимального алгоритма обнаружения сигналов в радиолокаторе с синтезированной апертурой при наличии мешающих отражений от местных предметов, а также разработка методики оценки эффективности такого обнаружения является одной из основных при проектировании и построении систем дистанционного мониторинга земной и водной поверхности воздушными и космическими средствами наблюдения с синтезированной апертурой.

7.7.1. Разработка алгоритма

В работах [15, 16], посвящённых проблемам обработки сигналов в радиолокационной станции с синтезированной апертурой (РСА), основное внимание уделялось исследованию алгоритмов обнаружения при действии помех, вызванных отражениями от подстилающей поверхности и шумом. В ряде практических ситуаций вместе с полезным сигналом, отраженным от многоэлементной цели, в диаграмме

направленности (ДН) РСА могут присутствовать достаточно мощные помеховые сигналы, вызванные отражениями от мешающих объектов. В этих случаях алгоритм обработки должен строиться с учётом, как распределённого характера цели, так и наличия помех. Определение основных принципов построения таких алгоритмов и методов их анализа составляет содержание данной работы.

Предположим, что РСА бокового обзора перемещается по прямолинейной траектории. Полезные и мешающие сигналы в одном элементе разрешения по дальности формируются отдельными отражателями, отстоящими на расстоянии d_i^T ($i=\overline{1,n}$) и d_i^C ($i=\overline{1,N}$) от начала координат с шагом Δd , причём n и N – числа сигнальных и помеховых отражателей соответственно (рис. 7.15).

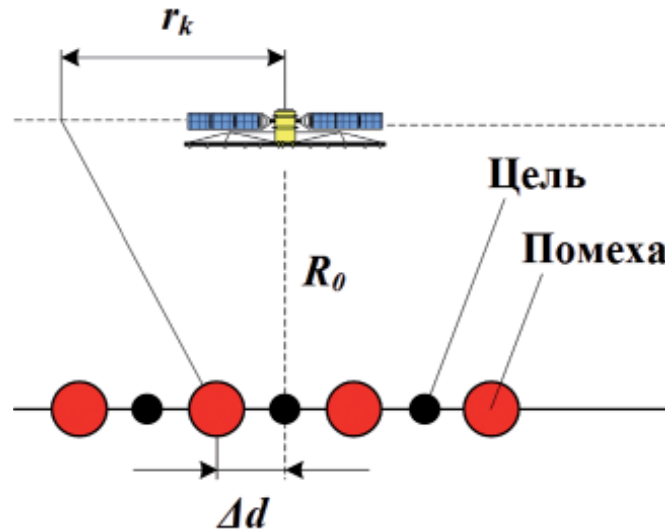


Рис. 7.15. Геометрия задачи

При дискретной во времени обработке вектор наблюдаемых данных может быть представлен в следующем виде:

$$Y = \beta_T A_T + \beta_C A_C + N_N, \quad (7.7.1)$$

где β_T – матрица $M \times n$:

$$\beta_T = \left\| X(d_1^T), \dots, X(d_n^T) \right\|, \quad (7.7.2)$$

состоящая из векторов

$$X(d_n^T) = \left\| \exp \left(-j \frac{4\pi}{\lambda R_0} d_n^T r_k \right) \right\|, \quad (7.7.3)$$

задающих фазовое распределение сигнала, отражённого от i -го элемента цели, по точкам синтезированной апертуры, имеющим координаты r_k , $k = \overline{1, M}$, (λ – длина волны); A_T и A_C – векторы комплексных амплитуд сигналов и помех размерностью $n \times 1$ и $N \times 1$ соответственно, представляющие собой нормальные случайные величины с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями $\sigma_{T_i}^2$ и $\sigma_{C_i}^2$ соответственно; матрица β_C определяется аналогично (7.7.2) и (7.7.3), N_N – вектор комплексных амплитуд гауссовского шума.

При записи наблюдаемых данных в виде (7.7.1) достаточной статистикой для обнаружения полезного сигнала является квадратичная форма

$$\alpha = Y^{*T} \theta Y, \quad (7.7.4)$$

где $\theta = R_C^{-1} - R_{TC}^{-1}$ – весовая функция обработки,

$$R_{TC}^{-1} = \beta_T Q_T \beta_T^{*T} + R_N; \quad (7.7.5)$$

$$R_C^{-1} = \beta_C Q_C \beta_C^{*T} + R_N, \quad (7.7.6)$$

где R_{TC} и R_C – корреляционные матрицы вектора (7.7.1) при наличии и отсутствии полезного сигнала соответственно,

$$Q_T = \text{diag}(\sigma_{T_1}^2, \dots, \sigma_{T_n}^2); \quad (7.7.7)$$

$$Q_C = \text{diag}(\sigma_{C_1}^2, \dots, \sigma_{C_N}^2); \quad (7.7.8)$$

$$R_N = \sigma_N^2 E, \quad (7.7.9)$$

где $*$ – комплексное сопряжение;

T – знак транспонирования;

E – единичная матрица, без ограничения общности в дальнейшем считаем дисперсию шума $\sigma_N^2 = 1$.

Используя равенство Вудбери для определения оптимальной весовой функции, запишем выражение достаточной статистики в виде

$$\alpha = Z^{*T} P Z, \quad (7.7.10)$$

где

$$P = (E + Q_T \beta_T^{*T} R_C^{-1} \beta_T)^{-1} Q_T; \quad (7.7.11)$$

$$R_C^{-1} = E - \beta_C (E + \beta_C Q_C \beta_C^{*T})^{-1} Q_C \beta_C^{*T}; \quad (7.7.12)$$

$$Z = Y^T R_C^{-1} \beta_T^* = Y^T X^* \left(d_i^T \right) - \sum_{l=1}^N \chi_{li} Y^T X^* \left(d_l^C \right); \quad (7.7.13)$$

$$\chi_{li} = \sum_{t=1}^n p_{lt} X^T(d_i^c) X^*(d_i^c), \quad (7.7.14)$$

где p_{lt} – элемент матрицы (7.7.11).

Структурная схема, реализующая оптимальный алгоритм (7.7.10), показана на рис. 7.16.

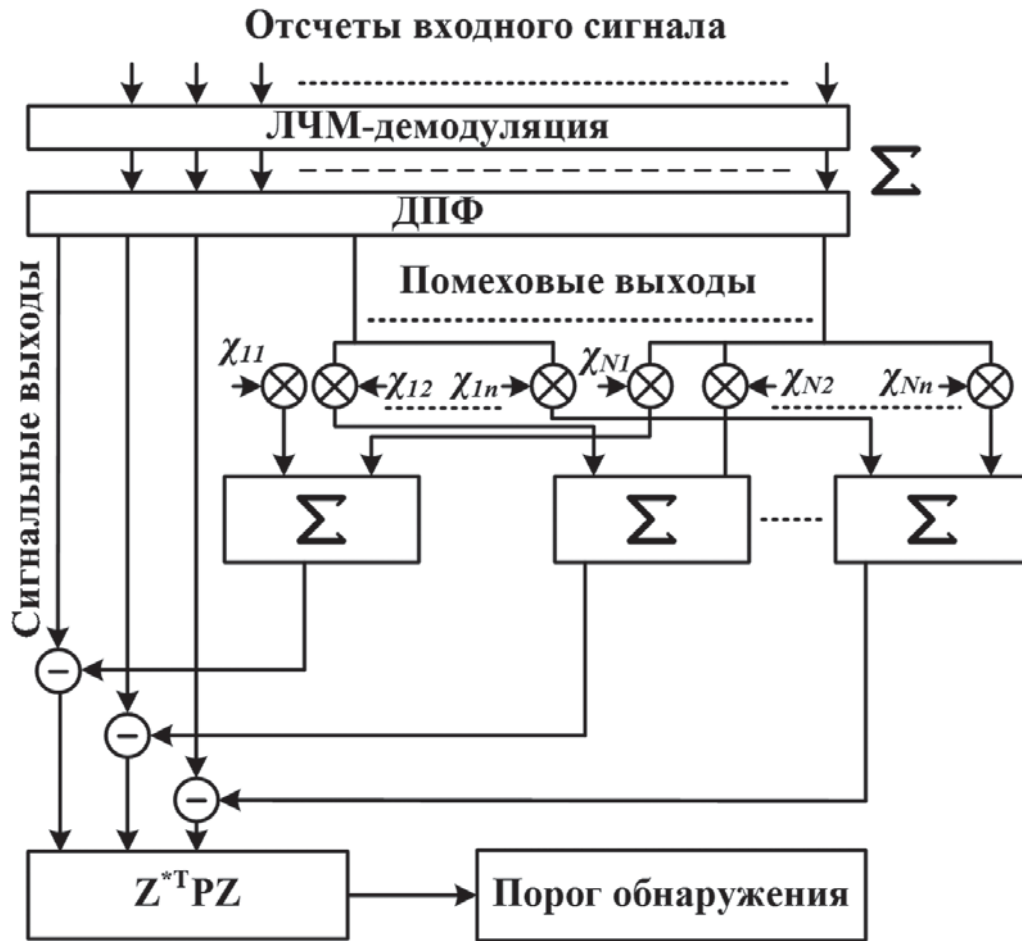


Рис. 7.16. Структурная схема оптимального алгоритма

Основная функциональная операция, входящая в (7.7.13):

$$Y^T X^*(d_i) = \sum_{k=1}^M \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda R_0} d_i r_k\right) \quad (7.7.15)$$

представляет собой ЛЧМ-демодуляцию и дискретное преобразование Фурье, вычисляемое для пространственных частот $2d_i/\lambda R_0$, соответствующих всем элементам цели (помех).

7.7.2. Анализ алгоритма

Относительный выигрыш оптимальной обработки по сравнению с традиционной в РСА не позволяет оценить абсолютные значения характеристик обнаружения при многоэлементных источниках сигнала и помех. С другой стороны, точный расчёт названных характеристик связан со значительными вычислительными трудностями, возникающими при определении и интегрировании распределённой статистики (7.7.10). В связи с этим для оценки эффективности рассматриваемого алгоритма использована методика, основанная на границе Чернова [3], в соответствии с которой вероятности правильного обнаружения и ложной тревоги могут быть рассчитаны по формулам:

$$P_D = 1 - \exp \left[\gamma(v(s) + (1-s)\dot{v}(s) + 0,5(1-s)^2 \ddot{v}(s)) \right] \times \times \operatorname{erfc} \left[(1-s)\sqrt{\gamma\ddot{v}(s)} \right]; \quad (7.7.16)$$

$$P_F = \exp \left[\gamma(v(s) + s\dot{v}(s) + 0,5s^2 \ddot{v}(s)) \right] \times \operatorname{erfc} \left[s\sqrt{\gamma\ddot{v}(s)} \right], \quad (7.7.17)$$

где
$$v(s) = \ln \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \left[P \left(\frac{Y}{TG} \right) \right]^2 [P(Y/C)]^{1-s} dY, \quad (7.7.18)$$

$\dot{v}(s)$ и $\ddot{v}(s)$ – первая и вторая производные от (7.7.18);
 $s = 0 \dots 1$ – фиктивный параметр;

γ – число независимых испытаний (практически для РСА – это количество используемых частот при многочастотном зондировании или число некогерентно суммируемых синтезированных изображений при частично когерентном режиме работы РСА), $P(Y/(T+C))$, $P(Y/C)$ – плотности вероятностей наблюдаемого вектора при наличии и отсутствии полезного сигнала.

Для случая, рассматриваемого в работе, выражение (7.7.18) имеет вид

$$v(s) = -0,5 \cdot \ln (\det(R_T) \cdot s + \det(R_C) \cdot (1-s)) + + 0,5s \cdot \ln(R_T) + 0,5 \cdot (1-s) \cdot \ln(\det(R_C)). \quad (7.7.19)$$

По формулам (7.7.16) и (7.7.17) с учётом выражения (7.7.19) и его производных рассчитаны рабочие характеристики и характеристики обнаружения.

Рабочие характеристики, приведенные на рис. 7.17–7.19 построены для случая, когда имеется лишь одна цель и одна помеха, $\sigma_T^2 = \sigma_C^2 = \sigma_N^2 = 1$, а число периодов наблюдения $M = 1300$. На графиках также приведены рабочие характеристики для случаев отсутствия помехи и обработки, не использующей представленный в статье алгоритм.

На рис. 7.17 приведены кривые для различных значений расстояния между целью и помехой Δd при $\gamma = 1$. По графику видно, что обработка с применением описанного в статье алгоритма позволяет улучшить характеристики обнаружения даже при $\gamma = 1$. С увеличением расстояния между целью и помехой, начиная с 10 м, рабочая характеристика приближается к случаю, когда помеха отсутствует полностью.

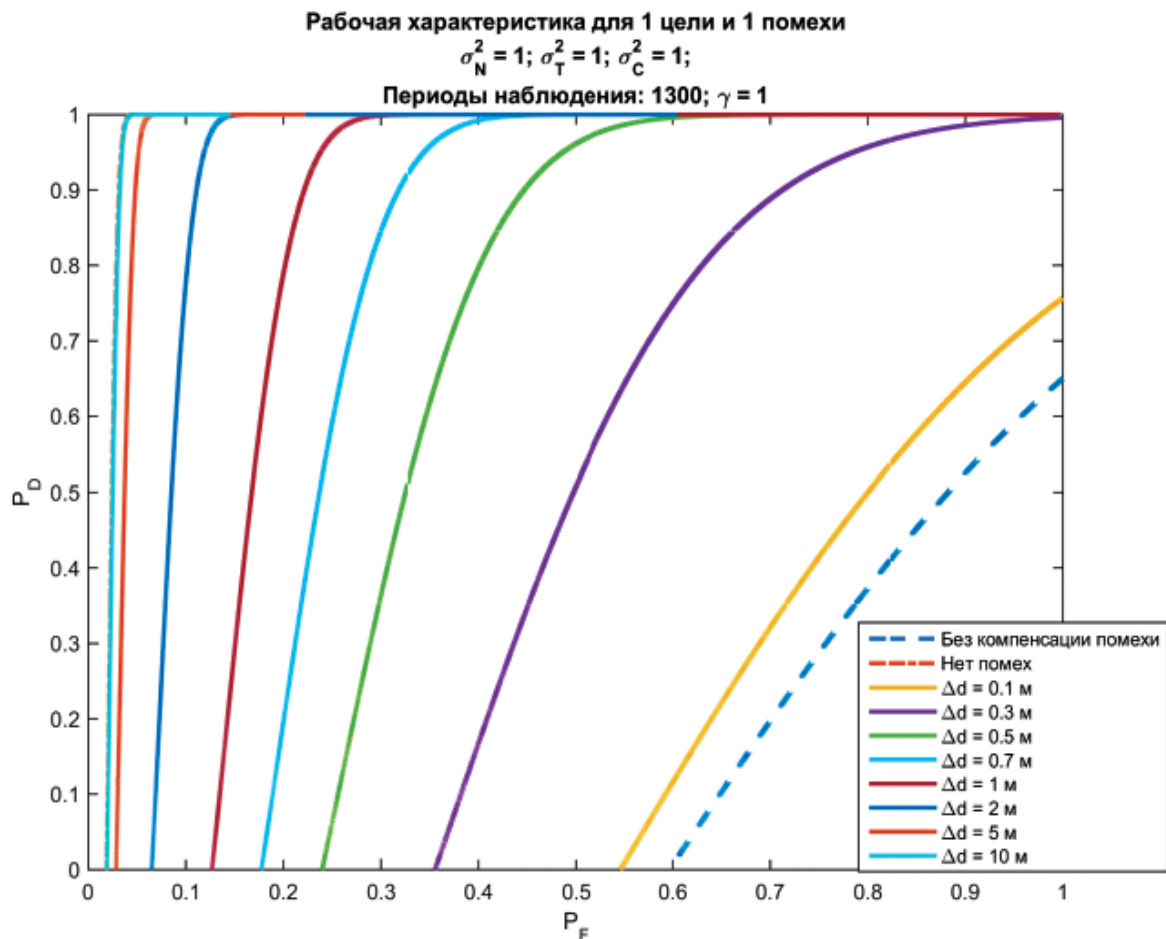


Рис. 7.17. Рабочие характеристики для переменного значения Δd

На рис. 7.18 и 7.19 приведены кривые для различных значений числа испытаний γ при $\Delta d = 20$ м для разных интервалов по оси абсцисс. С увеличением числа независимо проведенных испытаний γ характеристики обнаружения имеют существенный выигрыш в сравнении с обработкой без компенсации помех.

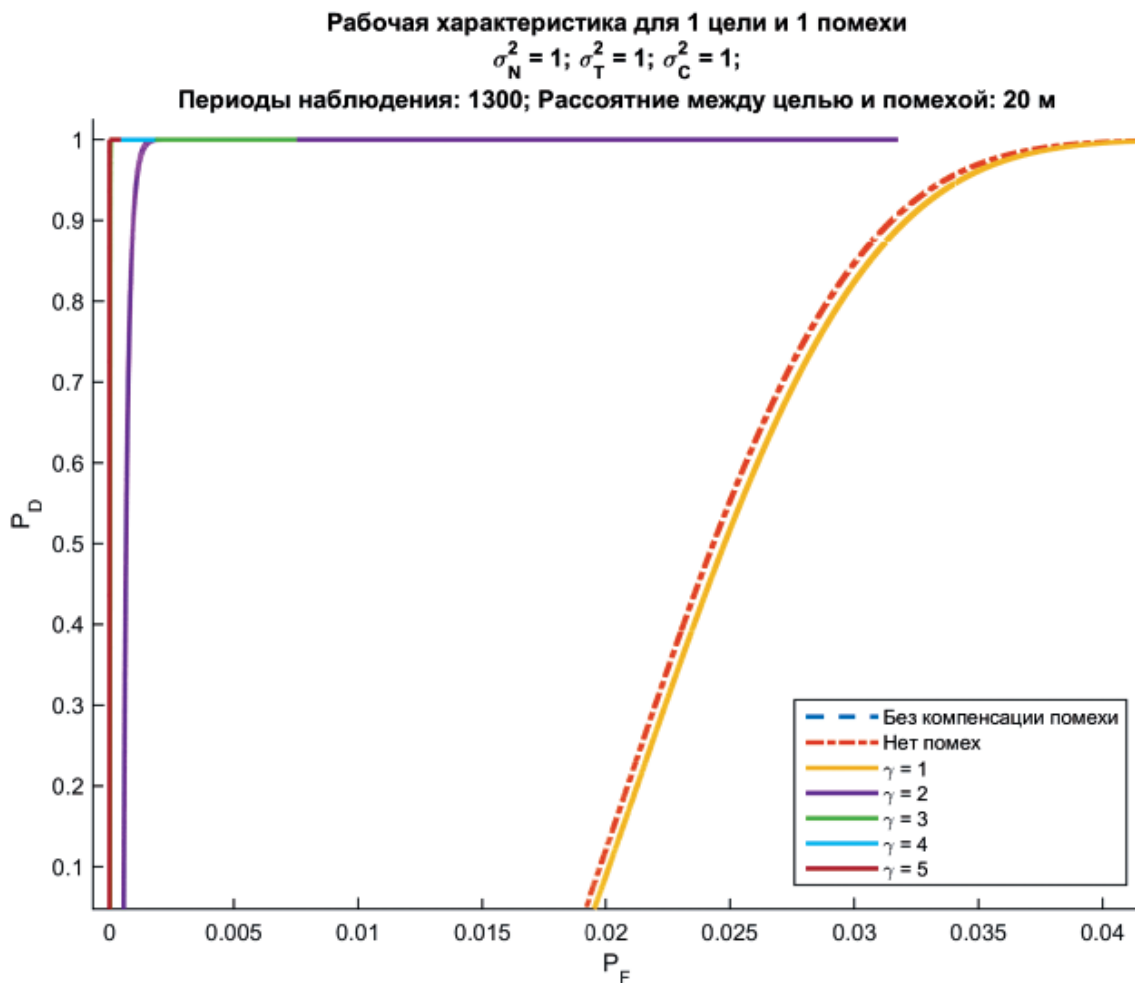


Рис. 7.18. Рабочие характеристики для переменного значения γ

Характеристики обнаружения многоэлементной цели ($n = 5$) на фоне многоэлементной помехи ($N = 5$) при $\sigma_N^2 = 1$, $\sigma_C^2 = \{0,1; 1; 0,1; 0,7; 0,5\}$, $M = 100$, $\gamma = 2$ для помеховых ситуаций с различными взаимными угловыми расположениями цели и помех (рис. 7.20) приведены на рис. 7.21. Из представленных кривых следует, что при большем пространственном разделении цели и помех алгоритм позволяет существенно повысить вероятность обнаружения цели.

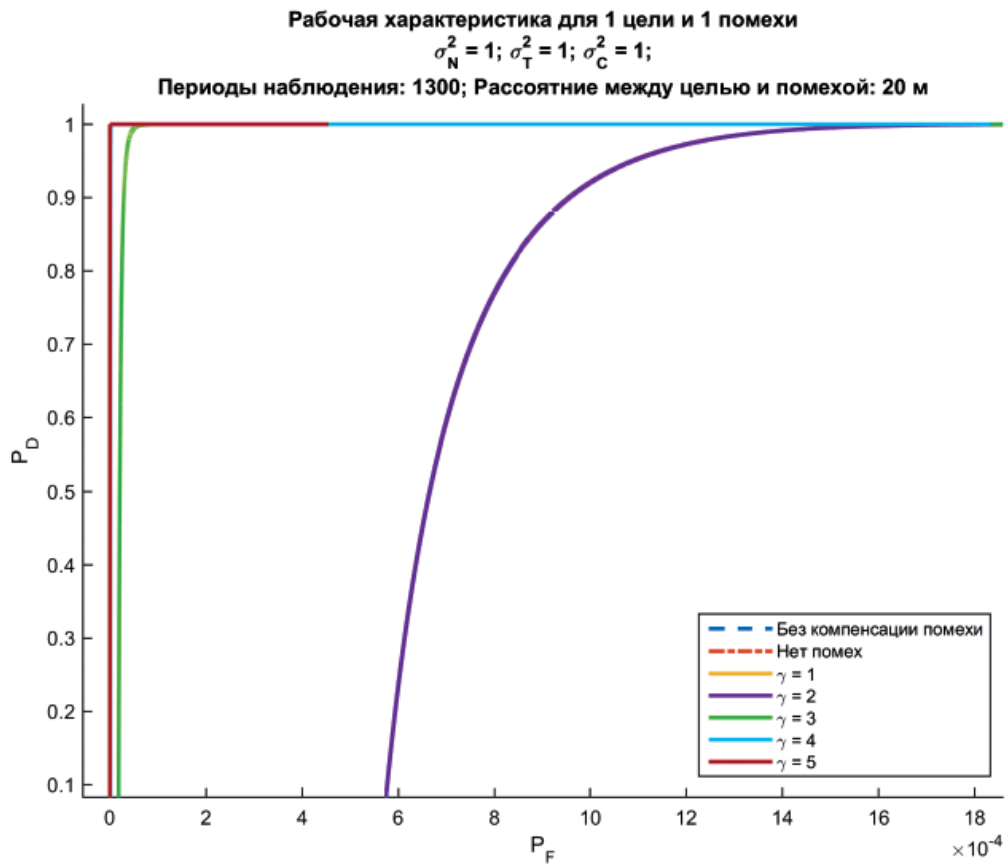


Рис. 7.19. Рабочие характеристики для переменного значения γ

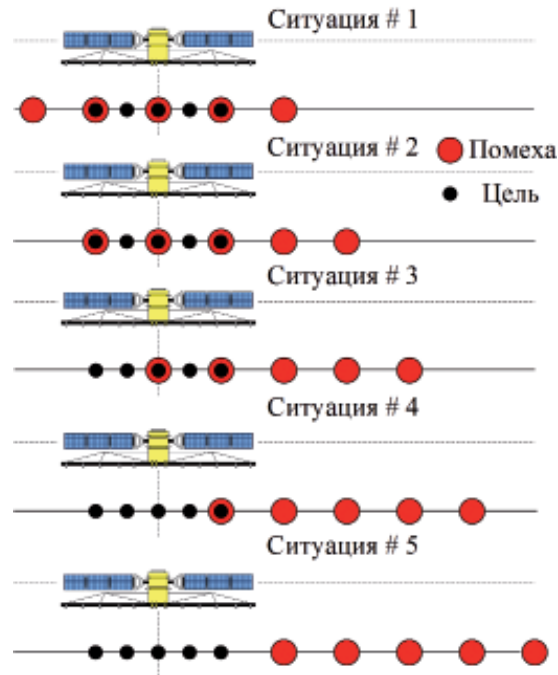


Рис. 7.20. Ситуации взаимного расположения многоэлементной цели и помех

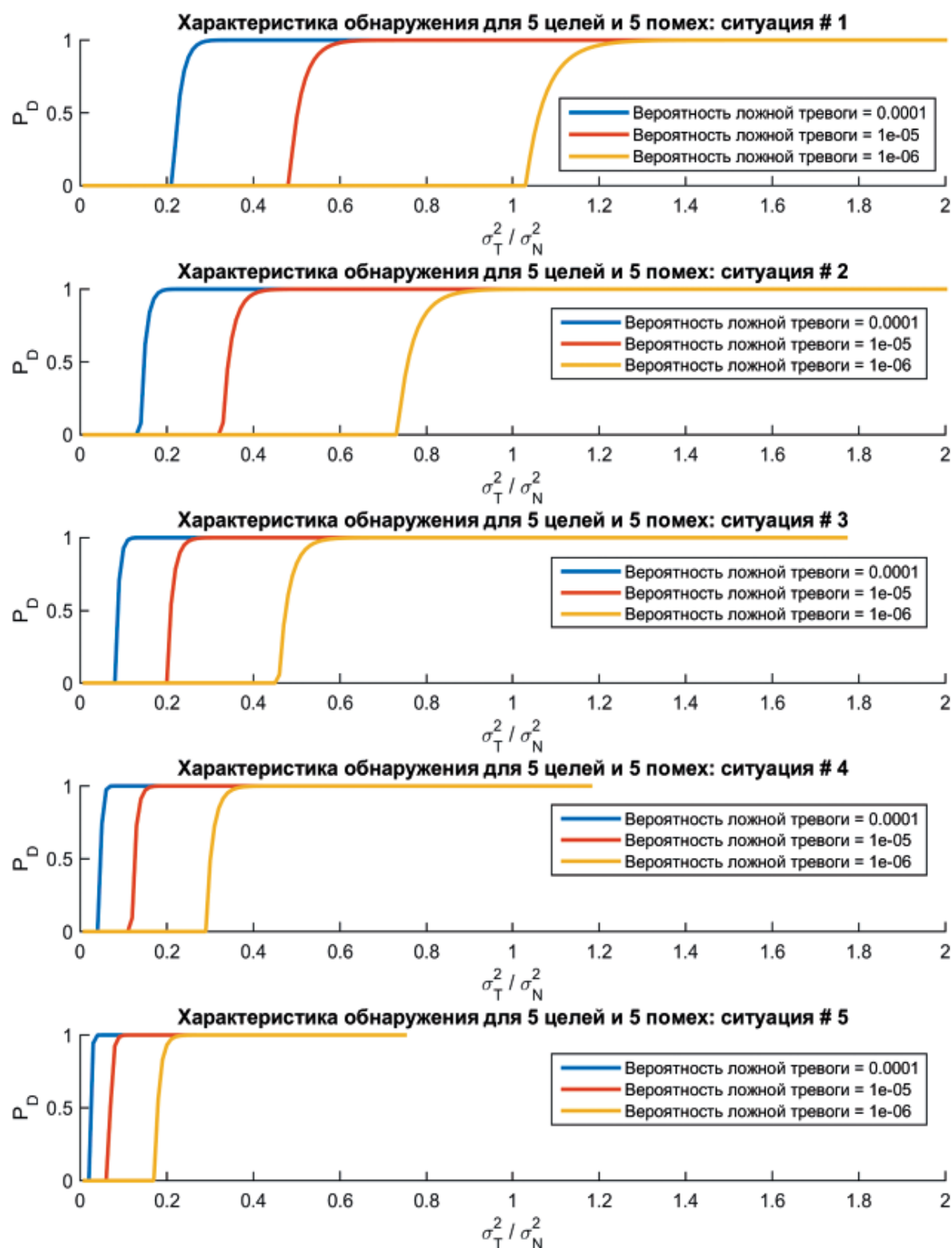


Рис. 7.21. Характеристики обнаружения многоэлементной цели

7.8. Интерферометрические РСА для измерения высот целей

Интерферометрическая РСА формирует два радиолокационных изображения с помощью антенн, разнесённых по высоте. Названные изображения сравниваются между собой для получения информации о высоте местности. Интерферометрические РСА могут быть выполнены на одном носителе с двумя антеннами (при этом карта высот формируется за один пролёт носителя РСА) или на одном носителе, но с формированием изображения за два пролёта над одним и тем же участком наблюдаемой поверхности.

Интерферометрические РСА с формированием изображения за два прохода обладают очевидным недостатком, связанным с необходимостью очень точно синхронизировать положения антенн и возможностью изменения состояния поверхности между пролётами, так как такое время может составлять часы и более.

В интерферометрических РСА, формирующих РЛИ за один пролёт состояние участка поверхности абсолютно одинаково, база (расстояние между антеннами) фиксирована и неизменна.

Для понимания теоретических основ работы интерферометрических РСА рассмотрим две антенны, разнесённые по вертикали на расстояние L . (рис. 7.22).

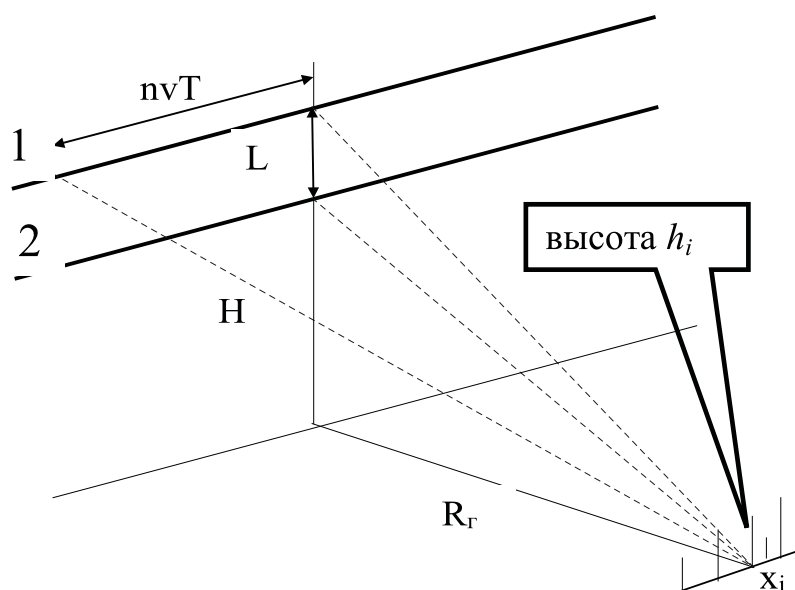


Рис. 7.22. Траектории интерферометрической РСА

Определим оптимальный алгоритм определения высоты u по данным двух каналов приёма, разнесённых по вертикали на величину L : Напряжения на входах названных каналов определяются выражениями:

$$\begin{aligned} u_{in}^1(t) &= A_i^1 \cos \left[\omega_0 (t - \tau_{in}^1) + \phi_i^1 \right]; \\ u_{in}^2(t) &= A_i^2 \cos \left[\omega_0 (t - \tau_{in}^2) + \phi_i^2 \right], \end{aligned}$$

где A_i^1, A_i^2 – амплитуды сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках, разнесённых по вертикали на расстояние L ;

τ_{in}^1, τ_{in}^2 – запаздывания сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках в n -й точке траектории ЛА,

ϕ_i^1, ϕ_i^2 – начальные фазы сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках.

Запишем выражения для запаздывания в первом и втором приёмниках:

$$\begin{aligned} \tau_{in}^1 &\approx \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + (H - h_i)^2 + (nvT - x_i)^2} = \\ &= \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + H^2 - 2Hh_i + h_i^2 + (nvT)^2 - 2x_i(nvT) + x_i^2} \approx \\ &\approx \frac{2R}{c} \left(1 - \frac{Hh_i}{R^2} + \frac{(nvT)^2}{2R^2} - \frac{x_i(nvT)}{R^2} \right); \end{aligned} \quad (7.8.1)$$

$$\begin{aligned} \tau_{in}^2 &\approx \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + (H + L - h_i)^2 + (nvT - x_i)^2} = \\ &= \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + H^2 - 2H(L - h_i) + (L - h_i)^2 + (nvT)^2 - 2x_i(nvT) + x_i^2} \approx \\ &\approx \frac{2R}{c} \left(1 - \frac{Hh_i}{R^2} - \frac{Lh_i}{R^2} + \frac{(nvT)^2}{2R^2} - \frac{x_i(nvT)}{R^2} \right), \end{aligned} \quad (7.8.2)$$

где x_i – координата точки цели, которую в дальнейшем считаем равной 0;

множитель $\frac{(nvT)^2}{2R^2}$ – компенсируется при обработке (традиционная ЛЧМ-демодуляция отражённых сигналов в РСА)

С учётом выражений (7.8.1) и (7.7.2) комплексные амплитуды сигналов, принимаемых первым и вторым приёмниками имеют вид:

$$\dot{V}_1 = \dot{A}_1 e^{-j \frac{4\pi}{\lambda R} hH} + \dot{B}_1; \quad (7.8.3)$$

$$\dot{V}_2 = \dot{A}_2 e^{-j\frac{4\pi}{\lambda R}hH - j\frac{4\pi}{\lambda R}hL} + \dot{B}_2, \quad (7.8.4)$$

где $\dot{A}_1 = A_1 e^{j\varphi_1}$, $\dot{A}_2 = A_2 e^{j\varphi_2}$ – комплексные амплитуды сигналов, отражённых от точки поверхности, имеющей высоту h ;

\dot{B}_1 , \dot{B}_2 – комплексные амплитуды шума с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями $\sigma_{\text{ш}}^2$.

В дальнейшем считаем $\dot{A}_1 \approx \dot{A}_2$, так как дальности до точки цели и ракурсы её наблюдения практически одинаковы $L \ll R$.

Для получения оптимального алгоритма оценивания высоты точки цели h запишем функцию правдоподобия:

$$W\left(\frac{h}{\dot{V}_1, \dot{V}_2}\right) = \frac{1}{2\pi|\Phi|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}V^{*T}\Phi^{-1}V}, \quad (7.8.5)$$

$$\text{где} \quad \dot{V} = \begin{pmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{pmatrix}; \quad (7.8.6)$$

$$\Phi = M(\dot{V}V^{*T}) = M\begin{pmatrix} |V_1|^2 & V_1V_2^* \\ V_1^*V_2 & |V_2|^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2 & \sigma_c^2\rho^* \\ \sigma_c^2\rho & \sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2 \end{pmatrix}; \quad (7.8.7)$$

$$\text{где} \quad \rho = \exp\left(-j\frac{4\pi}{\lambda R}hL\right).$$

После подстановки (6) и (7) в (5), получаем:

$$W\left(\frac{h}{\dot{V}_1, \dot{V}_2}\right) = \frac{1}{2\pi\sqrt{2\sigma_c^2\sigma_{\text{ш}}^2 + \sigma_{\text{ш}}^4}} \times \\ \times \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{(\sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2)[|V_1|^2 + |V_2|^2 - \sigma_c^2(\dot{V}_1V_2^*\rho + V_1^*V_2\rho)]}{2\sigma_c^2\sigma_{\text{ш}}^2 + \sigma_{\text{ш}}^4}\right\}. \quad (7.8.8)$$

Для отыскания оптимального решения рассмотрим слагаемое в показателе, зависящее от ρ :

$$\begin{aligned} \dot{V}_1V_2^*\rho + V_1^*V_2\rho &= 2\operatorname{Re}V_1^*V_2\rho = 2\operatorname{Re}V_1^*V_2 \exp\left(-j\frac{4\pi}{\lambda R}hL\right) = \\ &= \operatorname{Re}\left\{V_1^*V_2 \left(\cos\frac{4\pi}{\lambda R}hL + j\sin\frac{4\pi}{\lambda R}hL\right)\right\} = \\ &= \operatorname{Re}V_1^*V_2 \cos\frac{4\pi}{\lambda R}hL - \operatorname{Im}V_1^*V_2 \cos\frac{4\pi}{\lambda R}hL. \end{aligned} \quad (7.8.9)$$

Дифференцируя по h и приравнявая результат к 0, получаем выражение:

$$\operatorname{tg} \frac{4\pi}{\lambda R} hL = \frac{\operatorname{Im} V_1^* V_2}{\operatorname{Re} V_1^* V_2}. \quad (7.8.10)$$

Отсюда следует, что оптимальная оценка высоты данной точки поверхности определяется из выражения:

$$\hat{h} = \frac{\lambda R}{4\pi L} \arg \operatorname{tg} \frac{\operatorname{Im} V_1^* V_2}{\operatorname{Re} V_1^* V_2}.$$

Нетрудно проверить, что мы действительно получаем несмещённую асимптотически эффективную оценку высоты отдельной точки поверхности. Структурная схема алгоритма обработки показана на рис. 7.23.

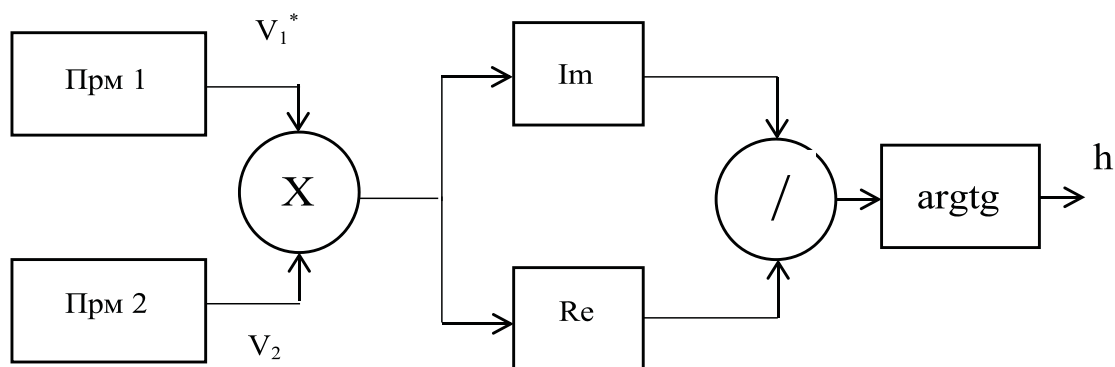


Рис. 7.23. Блок схема алгоритма оценки высоты элемента поверхности

7.9. Литература к главе 7

1. Большаков И.А. Статистические проблемы выделения потока сигналов из шума. – М.: Сов. радио, 1969. – 464 с.
2. Доросинский Л.Г. Измерение общегрупповых параметров потока сигналов / Л.Г. Доросинский, С.П. Литвиненко, Л.Н. Шалимов // Естественные и технические науки. – 2011. – №4(54).
3. Прэтт У.К. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир, – 982 с.
4. Денисов Д.А. Сегментация изображений на ЭВМ / Д.А. Денисов, В.А. Низовкин // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – №10. – С. 5-30.

5. Розенфельд А. Сегментация и модели изображений / А. Розенфельд, Л.С. Дейвис // ТИИЭР. – 1979. – Т. 67, № 5. – С. 9-39.
6. Джайн А.К. Успехи в области математических моделей для обработки изображений // ТИИЭР. – 1981. – Т. 69, № 5. – С. 9-39.
7. Террайн Ч.У. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистических моделях / Ч.У. Террайн, Т.Ф. Куатъери, Д.Е. Даржон // ТИИЭР. – 1986. – Т. 72, № 4. – С. 4-26.
8. Методы сегментации изображений / под ред. П.А. Бакута, В.Г. Лабунца. Тематический обзор. Ч. 1. Изд-во УПИ им. С.М. Кирова, 1986. – 127 с.
9. Бакут П.А. Сегментация изображений: методы выделения границ областей / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров // Зарубежная радиоэлектроника. – 1987. – № 10. – С. 25-47.
10. A survey of thresholding techniques / Sahoo P.K., Soltani S., Wong A.K.S., Chae Y.C. // Comput Vision, Graphics and Image Processing. – 1988. – Vol. 41. – № 2. – P. 233-260.
11. Kundi Amlan, Mitza Sanjwet K. A new algorithm for image edge extraction using a statistical classifier approach // IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell. – 1987. – Т. 9, № 4. – P. 569-577.
12. Wang Davig L. Knowledge based object detection us images // ICASSP – 87, Proc. Int. Conf. Acoust., Speech and Signal Process., Dallas, Tex., Apr. 6-9, 1987. – New York, 1987. – Vol. 1. – P. 269-272.
13. Доросинский Л.Г. Анализ адаптивного алгоритма обнаружения контуров на малоконтрастных радиолокационных изображениях / Л.Г. Доросинский, Т.М. Лысенко // Исследование земли из космоса. – 1988. – № 2. – С. 99-103.
14. Доросинский Л.Г. Выбор метода совместного измерения угловых координат нескольких источников излучения // Радиотехника. – 1987. – № 11. – С. 43-45.
15. Kobernichnko V.G. Sosnovsky A.V. Coherence estimation in interferometric SAR data processing. 24th International Crimean Conference Microwave & Telecommunication Technology, September 7-13, 2014, Sevastopol, Crimea, Russia. – Vol. 2. – P. 1153-1154.
16. Sosnovsky A.V. A phase unwrapping algorithm for InSAR data processing. 24th International Crimean Conference Microwave & Telecommunication Technology, September 7-13, 2014, Sevastopol, Crimea, Russia. – Vol. 2. – P. 1155-1156.

17. Dorosinskiy L.G. The research of the distributed objects' radar image recognition algorithms. Applied and Fundamental Studies. Proceedings of the 2st International Academic Conference. March 8-10, 2013, St. Louis, Missouri USA. – Vol. 1. – P. 211-214.

18. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.

19. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

8. АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ИЗМЕНЕНИЙ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЕРХНОСТИ В МНОГОПОЗИЦИОННОЙ СИСТЕМЕ КОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА

Проблема обнаружения, оценки параметров и классификации сигналов от пространственно-распределённых целей (ПРЦ), эффективная поверхность рассеяния (ЭПР) которых мало отличается от ЭПР подстилающей поверхности, была и остаётся одной из основных при разработке и создании современных радиолокационных систем мониторинга наземной и надводной обстановки современными и перспективными радиолокационными средствами [7,10].

Задача обнаружения и классификации слабых сигналов на фоне мощных помех с помощью традиционных средств наблюдения, зачастую, не может быть решена с требуемой эффективностью. Дело в том, что большие спутники позволяют получить радиолокационное изображение (РЛИ) одного и того же участка поверхности с разнесением по времени как минимум, в несколько часов, а реально – в несколько суток. Такое временное различие не позволяет получить достаточное количество РЛИ для принятия статистически достоверных решений о наличии/отсутствии изменений радиолокационных изображений. Обнаружение названных отличий является основанием для принятия важных производственных, экологических, социальных и тому подобных решений в интересах самых разных отраслей народного хозяйства. Примерами могут служить задачи прогноза ледовой обстановки, прогноза и обнаружения чрезвычайных ситуаций: пожары, наводнения, оползни, сели и т.п., обнаружение несанкционированных вырубок лесных участков, прогнозы урожайности сельскохозяйственных продуктов, анализ состояния морской поверхности и многие другие.

Рассмотрим ситуацию, когда необходимо принимать решение о принадлежности наблюдаемого РЛИ участка поверхности к одному из двух классов:

РЛИ наблюдаемого участка земной/водной поверхности не отличается от РЛИ при прежних наблюдениях – изменений нет – гипотеза H_1 .

РЛИ того же участка содержит изменения, вызванные новыми физическими условиями (появление новых объектов, вырубка леса, сезонные изменения, изменения ледовой обстановки, половодье, наводнение и многое другое) – гипотеза H_2 .

Исходными данными для принятия решения являются РЛИ, полученные несколькими космическими аппаратами: малыми или наноспутниками. Задача алгоритма принятия решения заключается в том, чтобы с минимальной вероятностью ошибки определить наличие или отсутствие названных изменений. Поскольку на практике чаще всего реализуются ситуации, при которых изменение местности представлено сравнительно небольшим количеством элементов наблюдаемого сигнала на фоне поверхности с однородной ЭПР, необходимо установить границы применимости как аналитических выражений, так и метода статистического моделирования.

Поэтому основная цель данной главы – определить необходимое количество независимых «взглядов» на один и тот же участок поверхности (количество требуемых РЛИ) для надёжного (с заданной вероятностью ошибки) определения выбора типа названной поверхности как аналитическими методами, так и методами статистического моделирования в зависимости от ряда параметров: размер поверхности, число независимых наблюдений (спутников), отношения мощностей отражаемых сигналов.

Примеры типовых радиолокационных изображений (РЛИ) приведены на рис. 8.1. В простейшем случае необходимо осуществить оптимальное различение двух гипотез, а именно: наблюдается поверхность типа 1 или 2, менее тривиальный случай заключается в том, чтобы установить, имеется ли на поверхности типа 1 участок, имеющий удельную ЭПР, характерную для поверхности 2. При этом космические аппараты (КА), на которых размещены радиолокаторы, двигаются по близко расположенным траекториям и наблюдают один и тот же участок поверхности [7,10]. Далее считаем, что в группу малых спутников входит L идентичных КА.

На первом этапе определим алгоритм классификации типа поверхности одним радиолокатором, которых двигается по своей траектории и облучает участки однородной поверхности так, что эти участки не пересекаются (рис. 8.2), что даёт основание считать принимаемые сигналы $y_i(t)$, $i = 1, \dots, N$ (N – количество отсчетов) в отдельных точках

траектории статистически независимыми. Наблюдаемые сигналы y_i поступают на устройство первичной обработки (УПО), на выходе которого формируется вектор $\bar{z}(z_1, z_2, \dots, z_n)$, отсчёты которого поступают в блок классификации.

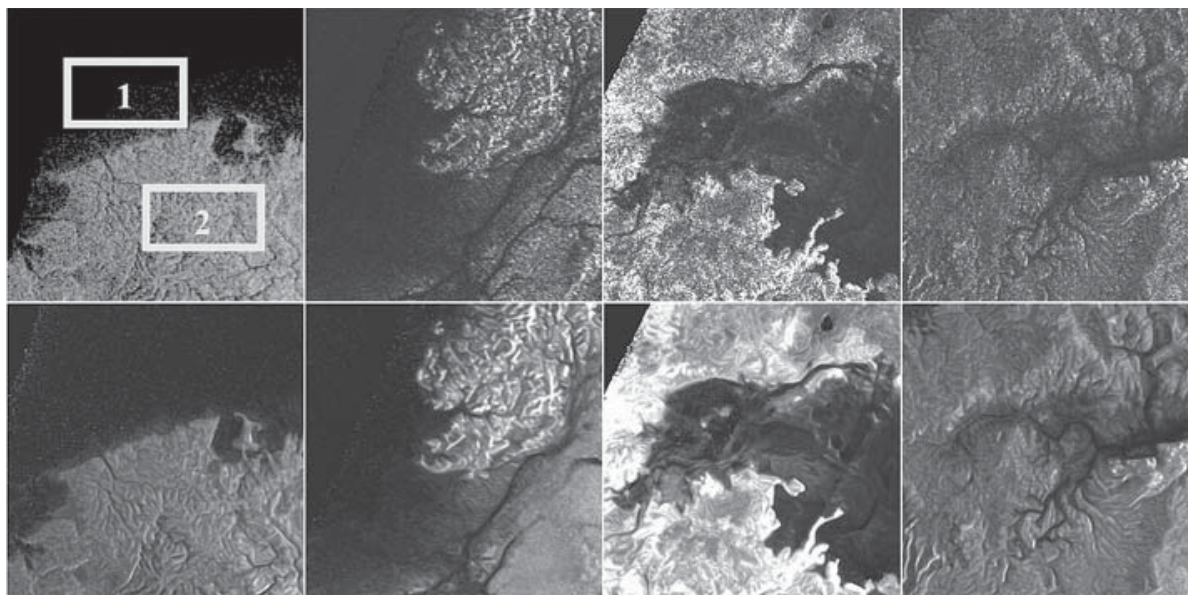


Рис. 8.1. Примеры типовых РЛИ.
Показаны области двух различных поверхностей

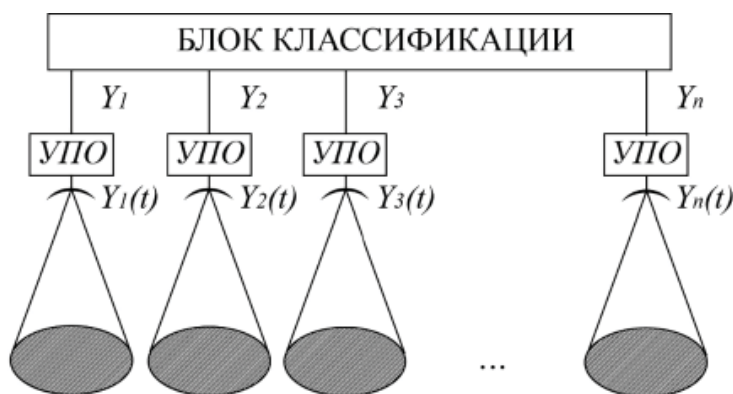


Рис. 8.2. Схема формирования сигналов $y_i(t)$ при движении радиолокатора

Сигнал, отражённый от i -го участка наблюдаемой поверхности, представляет собой узкополосный нормальный случайный процесс, амплитуда и фаза которого практически неизменны в течение времени его наблюдения. Принимаемый сигнал наблюдается на фоне белого гауссовского шума.

Таким образом, наблюдаемые данные имеют вид:

$$y_i(t) = A_i \cos(\omega_0 t + \psi_i) + \eta_i(t), \quad (8.1)$$

где A_i , ψ_i – амплитуда и фаза сигнала, отражённого от i -го участка наблюдаемой поверхности, имеющие соответственно релеевское и равномерное распределения вероятностей [10], $\eta_i(t)$ – белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием $\langle \eta_i(t) \rangle = 0$ и корреляционной функцией $\langle \eta_i(t_1) \eta_i(t_2) \rangle = N_0 \delta(t_1 - t_2)$, где N_0 – спектральная плотность шума [2,4].

Для определения оптимального алгоритма предварительной обработки использован функционал правдоподобия при условии, что РЛС занимает i -е положение, то есть наблюдается сигнал $y_i(t)$ [8] со следующей плотностью распределения:

$$\begin{aligned} \Delta(y) &= K \int_{A, \psi} W(y | A, \psi) W(A, \psi) dA d\psi = \\ &= K \int_{A, \psi} e^{-\frac{1}{N_0} \int_T [y(t) - A \cos(\omega_0 t + \psi)]^2} W(A, \psi) dA d\psi \end{aligned} \quad (8.2)$$

где $W(A, \psi)$ – плотности распределения наблюдаемых сигналов. Для нахождения плотности распределения итогового РЛИ выполним следующие преобразования:

$$\begin{aligned} x_{ci} &= A_i \cos \psi_i, \\ x_{si} &= A_i \sin \psi_i, \\ y_{ci} &= \frac{1}{T} \int y(t) \cos \omega_0 t dt, \\ y_{si} &= \frac{1}{T} \int y(t) \sin \omega_0 t dt, \\ z_i &= y_{ci}^2 + y_{si}^2. \end{aligned} \quad (8.3)$$

При выполнении замены согласно выражениям (8.3), а также интегрирования, можно показать, что плотность распределения величины z_i примет следующий вид:

$$\Delta(z_i) = \frac{1}{\sigma_i^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_i^2}} \quad (8.4)$$

где σ_i – среднее квадратическое отклонение распределений исходных сигналов $y_i(t)$.

Отсюда следует, что достаточная статистика z_i представляет собой экспоненциальную случайную величину с параметром σ_i^2 , при этом на данном этапе величина шума считается либо несущественной, либо учитывается на этапе выхода УПО в значении общей мощности.

8.1. Синтез алгоритма классификации

После первичной обработки наблюдаемый вектор z_i представляет собой последовательность независимых отсчётов, каждый из которых имеет экспоненциальное распределение вероятностей с параметром σ_i^2 . Дальнейшая задача заключается в построении оптимального алгоритма различения двух гипотез H_1 и H_2 отличающихся векторами параметров $\sigma_1^2 = \{\sigma_{11}^2, \sigma_{12}^2, \dots, \sigma_{1N}^2\}$ и $\sigma_2^2 = \{\sigma_{21}^2, \sigma_{22}^2, \dots, \sigma_{2N}^2\}$. В основу алгоритма положено отношение максимального правдоподобия:

$$\Delta(\bar{z}) = \frac{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{2i}^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_{2i}^2}}}{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{1i}^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_{1i}^2}}} \propto q. \quad (8.5)$$

После логарифмирования выражение (8.5) приобретает следующий вид:

$$\ln \Delta(\bar{z}) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{\sigma_{1i}^2} - \frac{1}{\sigma_{2i}^2} \right) z_i \propto \ln q + \sum_{i=1}^N \ln \frac{\sigma_{1i}^2}{\sigma_{2i}^2}. \quad (8.6)$$

На первом этапе рассмотрена задача классификации двух типов поверхностей при условии, что $\sigma_{11}^2 = \sigma_{12}^2 = \dots = \sigma_{1N}^2 = \sigma_1^2$ и $\sigma_{21}^2 = \sigma_{22}^2 = \dots = \sigma_{2N}^2 = \sigma_2^2$. В этом случае достаточная статистика l , иначе говоря, статистика, содержащая информацию, эквивалентную отношению правдоподобия, вычисляется простым суммированием отсчётов на выходе устройства первичной обработки. Для принятия решения l сравнивается с порогом, вычисляемым по априорным значениям дисперсий сигналов при одной и другой гипотезах:

$$l = \ln \Delta(\bar{z}) = \sum_1^N z_i \propto \frac{N\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_2^2 - \sigma_1^2} \sum_1^N \ln \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = h. \quad (8.7)$$

Гипотезы на этом этапе считаем равновероятными и значение порога h равным единице. Эффективность алгоритма классификации может быть определена аналитически при достаточно большом числе отсчётов N (аппроксимация достаточной статистики нормальным распределением вероятностей) и/или методом статистического моделирования. В первом случае плотность вероятности статистики l аппроксимируется нормальным распределением:

$$W(l) = \frac{1}{\delta_k \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(l-m_k)^2}{2\delta_k^2}}, \quad \begin{matrix} k=1 & \text{при } \sigma_1^2 \\ k=2 & \text{при } \sigma_2^2 \end{matrix}. \quad (8.8)$$

Соответственно, параметры распределения (8.8) выражаются как $M\{1\} = m_k = N\sigma_k^2$ и $D\{1\} = \delta_k^2 = N\sigma_k^4$. Общая вероятность ошибки при распознавании двух гипотез может быть рассчитана как сумма вероятности принять гипотезу H_2 при истинной H_1 и, соответственно, вероятности принять гипотезу H_1 при истинной H_2 следующим образом:

$$P_{ош} = P\{H_2 | H_1\} + P\{H_1 | H_2\} = 1 - \Phi\left(\frac{h - Nm_1}{\delta_1 \sqrt{N}}\right) + \Phi\left(\frac{h - Nm_2}{\delta_2 \sqrt{N}}\right), \quad (8.9)$$

где $\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{x^2}{2}} dx$ — интеграл Лапласа.

Другим способом оценки качества распознавания может служить метод статистического моделирования. При большом числе отсчётов N , когда предположение о нормализации распределения достаточной статистики выполняется, расчёт согласно формуле (8.9) даст достаточно точные результаты. В то же время при неравномерном распределении параметров выборочного распределения (наблюдении неоднородной поверхности) и сравнительно малом числе отсчётов метод статистического моделирования становится основным [5,9].

Наблюдаемые данные модели представляют собой случайные величины с параметром σ_1^2 или σ_2^2 . Для каждого из двух случаев выполнено построение гистограммы и определены вероятности ошибок для каждого из возможных расположений порога. При изменении значения порога

и определении вероятностей ошибок может быть найдено оптимальное положение порога и соответствующее ему значение ошибки. Блок-схема модели показана на рис. 8.3, алгоритм выбора порога – на рис. 8.4.



Рис. 8.3. Блок-схема статистического моделирования

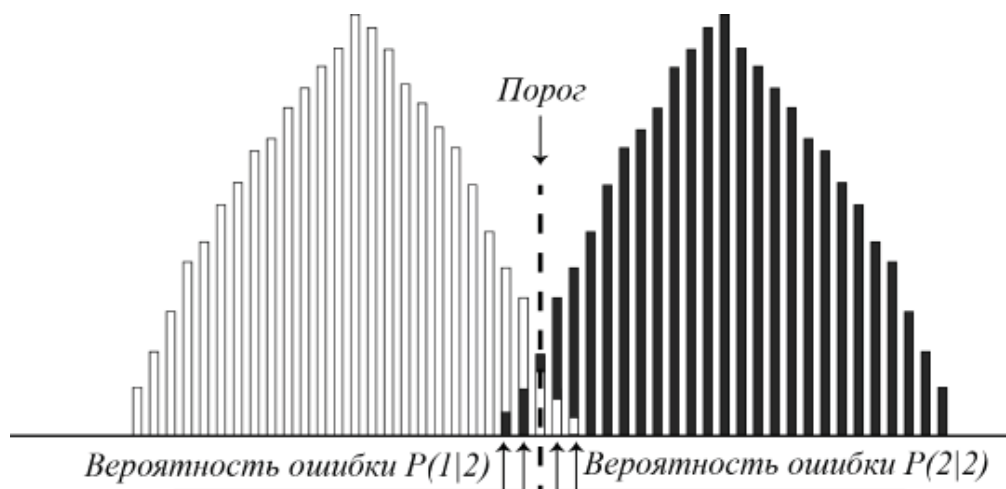


Рис. 8.4. Алгоритм выбора оптимальной величины порога при статистическом моделировании

Приведем сравнительные результаты расчёта по формуле (8.9) и статистического моделирования. На рис. 8.5 показаны зависимости вероятностей ошибок распознавания двух гипотез (на примере двух типов поверхностей), рассчитанные по формуле (8.9) и полученные с применением статистического моделирования в зависимости от положения порога h . Количество отсчетов достаточных статистик N

равно 100 (размеры модулируемых РЛИ 10×10). Дисперсии входных данных в этом случае отличаются в два раза.

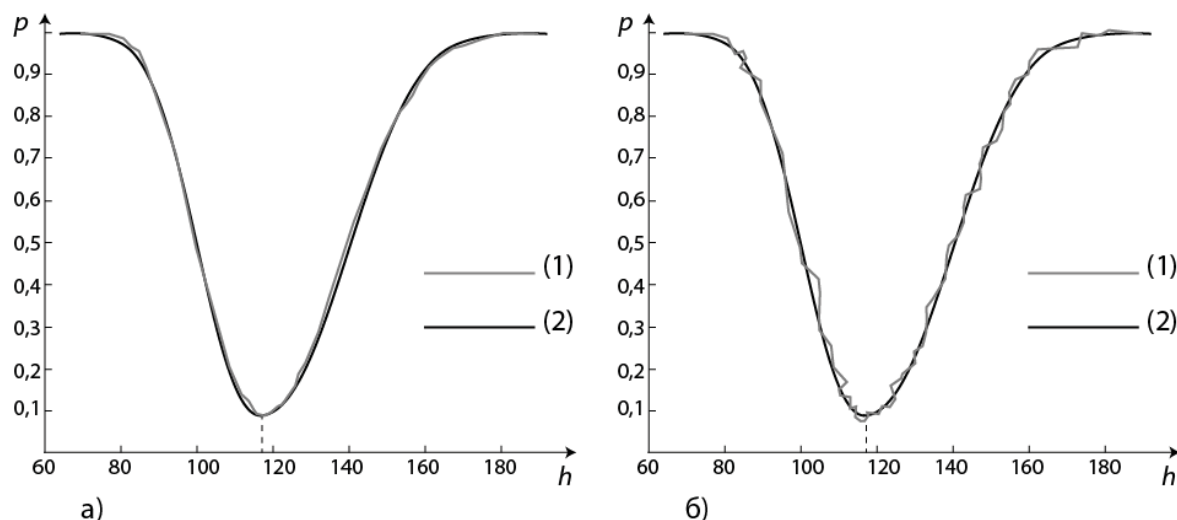


Рис. 8.5. Зависимость вероятности ошибки p от положения порога h .
Число реализаций – 100000 для а) и 1000 для б)
(линия 1 соответствует моделированию, линия 2 – расчёту по формуле (9))

На рис. 8.6 приведены выборочные гистограммы достаточных статистик. Гистограмма (1) построена при дисперсии отсчёта РЛИ, равной σ_1^2 , гистограмма (2) – σ_2^2 .

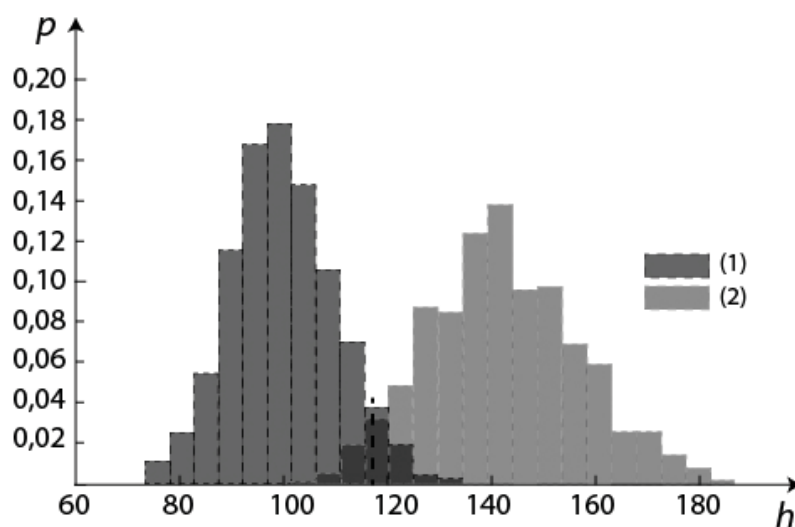


Рис. 8.6. Гистограммы распределения достаточных статистик l
(число реализаций – $B = 1000$, количество отсчетов – $N = 100$.
Вертикальной пунктирной линией показано значение порога,
рассчитанного по формуле (8.9)

Гистограммы построены на интервале от минимального значения данных с меньшей дисперсией до максимального значения набора данных с большей дисперсией, каждый подинтервал гистограммы получен делением общего интервала выборочных значений на число подинтервалов, определяемое в соответствии эмпирическим правилом Стёрджеса [3]:

$$k = 1 + [3,322 + \log B], \quad (8.10)$$

где B – количество реализаций модельных изображений.

Согласно расчетам по формуле (8.9) положение порога h при используемых входных данных равно 118,3, вероятность ошибки p при этом составляет 0,085. Аналогичные расчеты, выполненные с применением моделирования, дают значения $h = 119,3$ и $p = 0,096$ при числе реализаций, равном 100 тыс. и значении порога $h = 120,3$ и $p = 0,221$ для $B = 1000$. Очевидно, что необходимо установить границы применимости статистической модели, проанализировав значения вероятностей ошибок и положения порога при различных значениях входных параметров. Результаты представлены на рис. 8.7 и 8.8. Дисперсии отличаются в два раза, количество отсчетов равно $N = 100$.

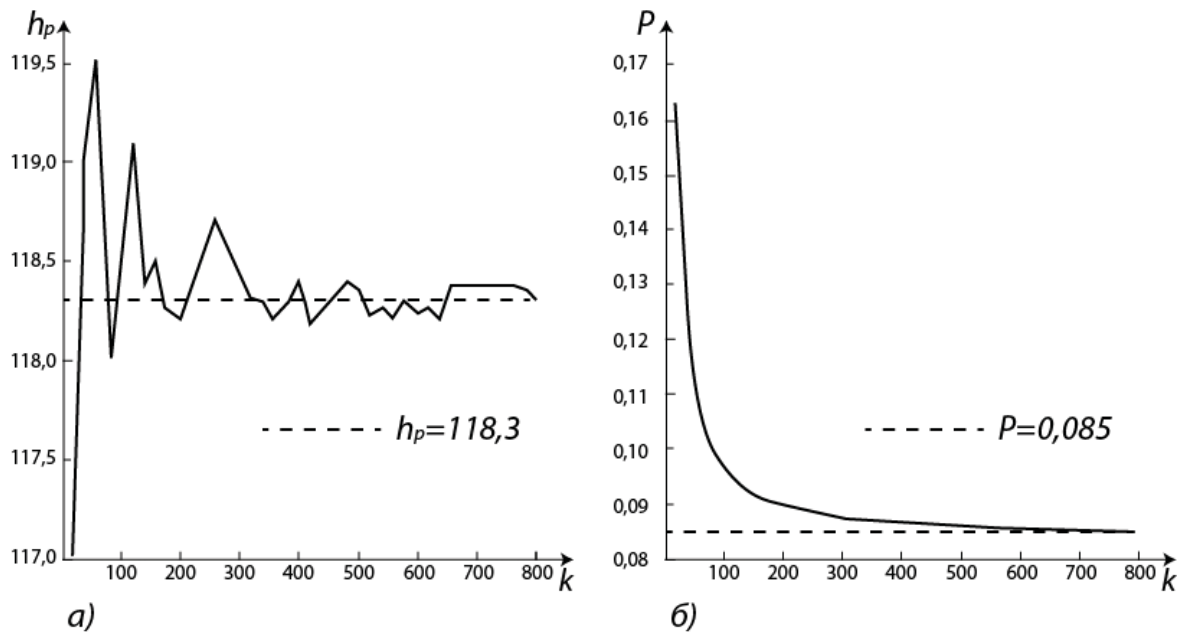


Рис. 8.7. Зависимость положения порога вероятности h (а) и ошибки p (б), рассчитанных с помощью моделирования, от количества разбиений интервала k . Пунктирной линией показан расчёт по формуле (8.9)

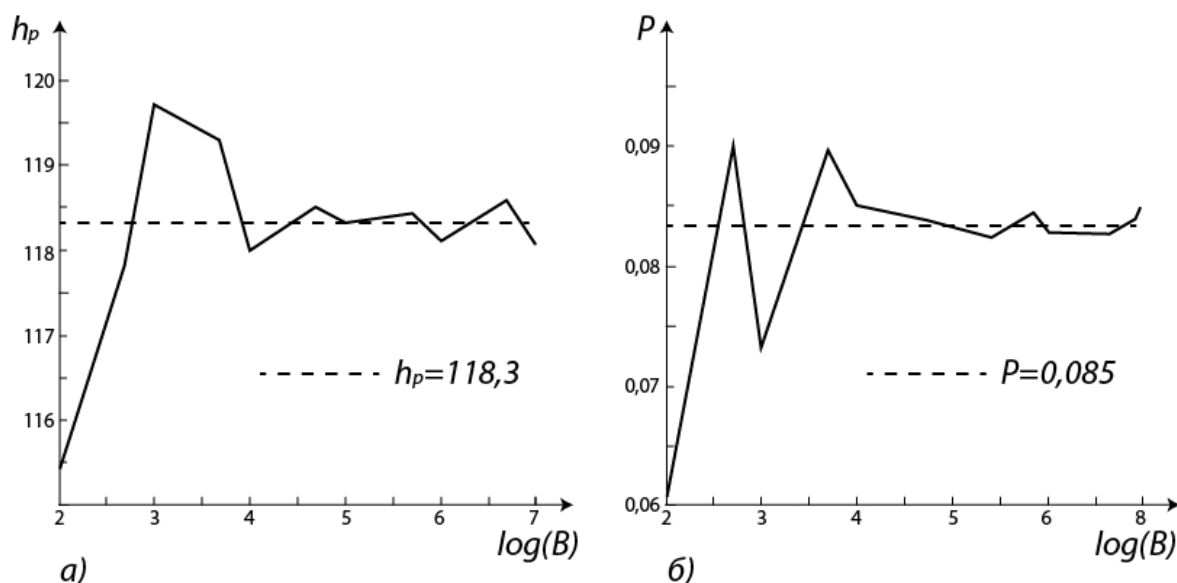


Рис. 8.8 Зависимость вероятности ошибки p (а) и положения порога h (б), рассчитанных с помощью моделирования, от количества реализаций B . Пунктирной линией показан расчёт по формуле (8.9)

Из графиков, представленных на рис. 8.7, следует, что при увеличении количества интервалов построения гистограммы вероятность ошибки и положение порогового значения стремится к расчётному значению. Это объясняется увеличением точности определения положения порога, в оптимальном случае погрешность определения порога не может быть меньше, чем минимальный размер дискрета оси значений при построении гистограммы. Правило Стёрджеса, несмотря на широкую применимость при обработке многократных результатов измерений, в данном случае является не самым удачным, поскольку в этом случае шаг гистограммы содержит несколько значений случайной величины, что приводит к снижению точности определения порогового значения и соответствующего ему значения вероятности ошибки. При использовании числа интервалов более 200 вероятность, полученная с помощью моделирования, и расчётная вероятность отличаются не более, чем на 0,005, что обеспечивает достаточную точность. Дальнейший рост количества интервалов приводит к еще более высокой точности, однако существенно увеличивает время моделирования. Разумным компромиссом является выбор количества интервалов, равного $2N$, где N – количество отсчетов.

Из графиков, представленных на рис. 8.8 следует, что при числе реализаций, равном 50000, результаты моделирования практически совпадают с результатами, полученными на основании расчетов по формуле (8.9), при этом отклонения расчетных значений от полученных при моделировании составляют не более 0,003. При меньшем числе реализаций (менее 1000) имеют место большие расхождения с формулой, что обусловлено отклонением от нормального распределения достаточной статистики. Значения числа реализаций более 50 тыс., дают несущественный рост точности, но приводят к значительному увеличению времени моделирования.

Таким образом, оптимальное количество шагов гистограммы при применении метода, основанного на моделировании ошибки классификации и положения порога, составляет удвоенное количество отсчетов, а число реализаций составляет $B = 50000$. Дальнейшее увеличение этих показателей приводит к незначительному улучшению точности.

Далее исследована точность результатов моделирования ошибки классификации и положения порога в зависимости от количества отсчетов N , изменяющегося в диапазоне от 4 до 900. Число реализаций выбрано равным 50 тыс., количество шагов гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов. Результаты вычислений в сравнении с расчетами, выполненными согласно формуле (8.9), приведены на рис.8.9.

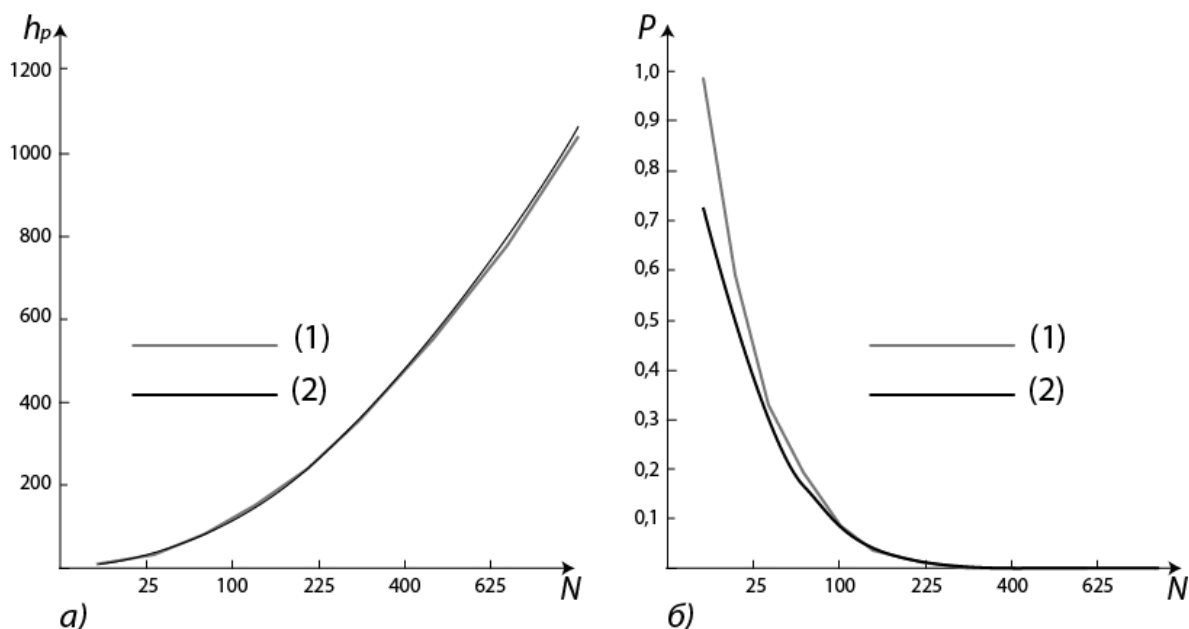


Рис. 8.9. Зависимость положения порога h (а) и вероятности ошибки p (б) от количества отсчетов N . Линия (1) – моделирование, линия (2) – расчёт

Из графиков, приведенных на рис. 8.9, следует, что имеется расхождение величин порогов при расчёте и моделировании. Расхождение превышает величину шага гистограммы при количестве отсчетов более 600 и при дальнейшем росте N продолжает нарастать. Это объясняется неоднозначностью алгоритма определения положения порога при значительном количестве отсчетов: в этом случае центры распределений оказываются расположенными на значительном расстоянии друг от друга, и соответствующий минимум суммарной гистограммы растягивается на некоторый конечный интервал. Подобная ситуация приведена на гистограмме, показанной на рис. 8.10.

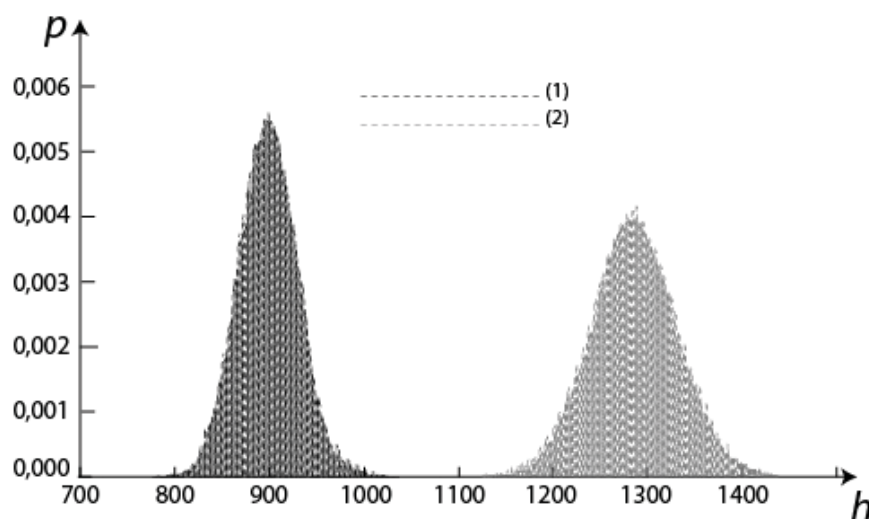


Рис. 8.10. Гистограммы распределения моделируемых статистик при количестве отсчетов $N = 900$.

Линия (1) соответствует дисперсии σ_1^2 , линия (2) — σ_2^2 . Количество реализаций — 5000, количество подынтервалов гистограммы — 1800

Из графика, приведенного на рис. 8.9б видно, что имеется расхождение в расчете вероятности ошибки между формулой (8.9) и моделированием ошибки классификации и положения порога, напротив, для малых значений количества отсчетов. Это объясняется недостаточностью размера статистики при формировании вектора суммы z_i , что приводит к отклонению итогового распределения от нормального закона, соответственно, формула (8.9) является неприемлемой для такого случая. При этом теоретическое значение ошибки расходится с полученным при моделировании менее, чем на 5% при количестве отсчетов более 64.

Далее выполнен анализ влияния отношения дисперсий на результаты моделирования и расчетов ошибки классификации и положения порога. Величина дисперсии σ_2^2 изменялась в интервале от 1,5 до 16. Число реализаций – 50 тыс., количество отсчетов – 25, 100 и 400, количество шагов гистограммы положено равным удвоенному количеству отсчетов. Результаты приведены графиках, представленных на рис. 8.11, 8.12.

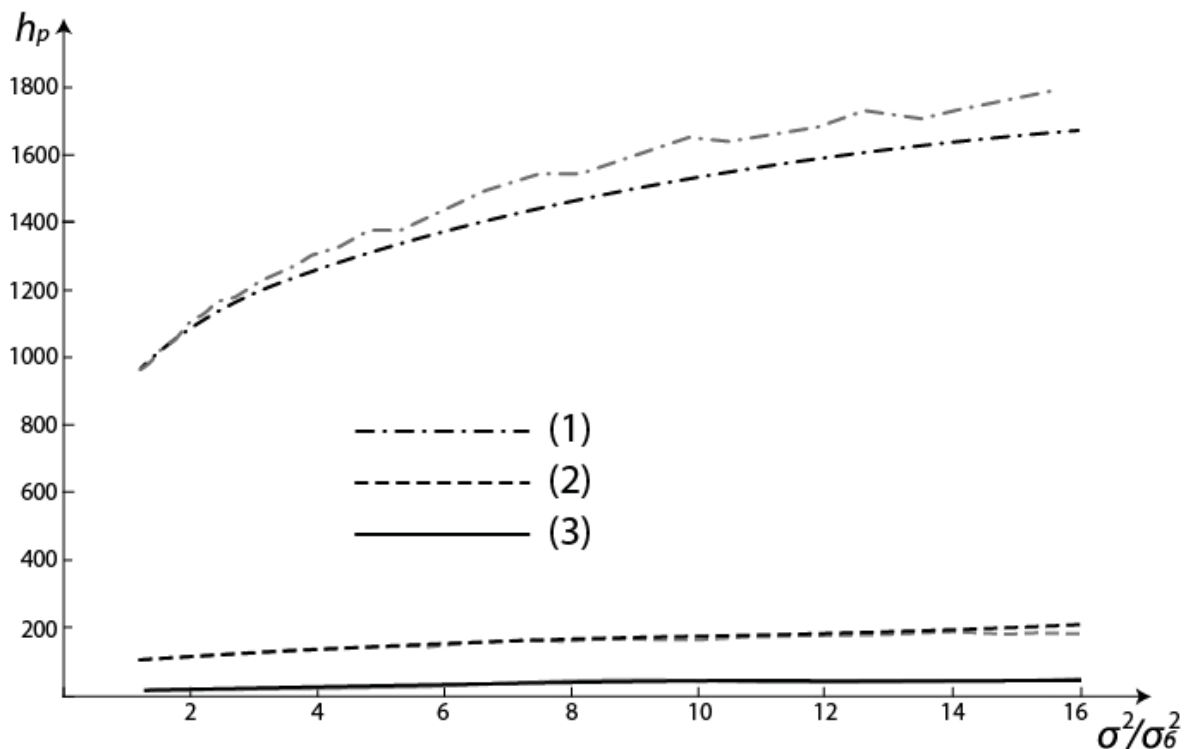


Рис. 8.11. Зависимость положения порога h от соотношения дисперсий. Линия (1) соответствует количеству отсчетов $N = 900$, линия (2) – $N = 100$, линия (3) – $N = 25$. Пунктиром показаны расчётные зависимости

Из графиков, приведенных на рис. 8.11, следует, что при больших отношениях дисперсий значение порога, полученное с применением метода статистического моделирования, дает меньшее значение по сравнению с расчётным. При этом, чем больше количество отсчетов, тем при меньшем отношении дисперсий эффект становится более заметным. Это объясняется той же причиной, что и смещение порога при больших значениях отсчетов, а именно: при больших N средние значения распределений находятся на значительном удалении друг от друга, при этом на оси значений достаточной статистики

образуется интервал, соответствующий нулевой вероятности ошибки (см. гистограммы на рис. 8.10). В этом случае невозможно однозначно определить положение порога. Следует отметить, что при соотношении дисперсий 1/16 расхождение расчёта по формуле с моделированием составляет в среднем 6, тогда как общий диапазон значений приходится на интервал порядка 500, при количестве отсчетов 900 – расхождения составляет около 250 при общем диапазоне около 3300. Необходимо отметить, что данная ситуация соответствует случаю нулевых выборочных вероятностей ошибок (см. гистограммы на рис. 8.10), то выборки являются однозначно разделимыми, поэтому на корректность работы алгоритма указанный эффект не оказывает.

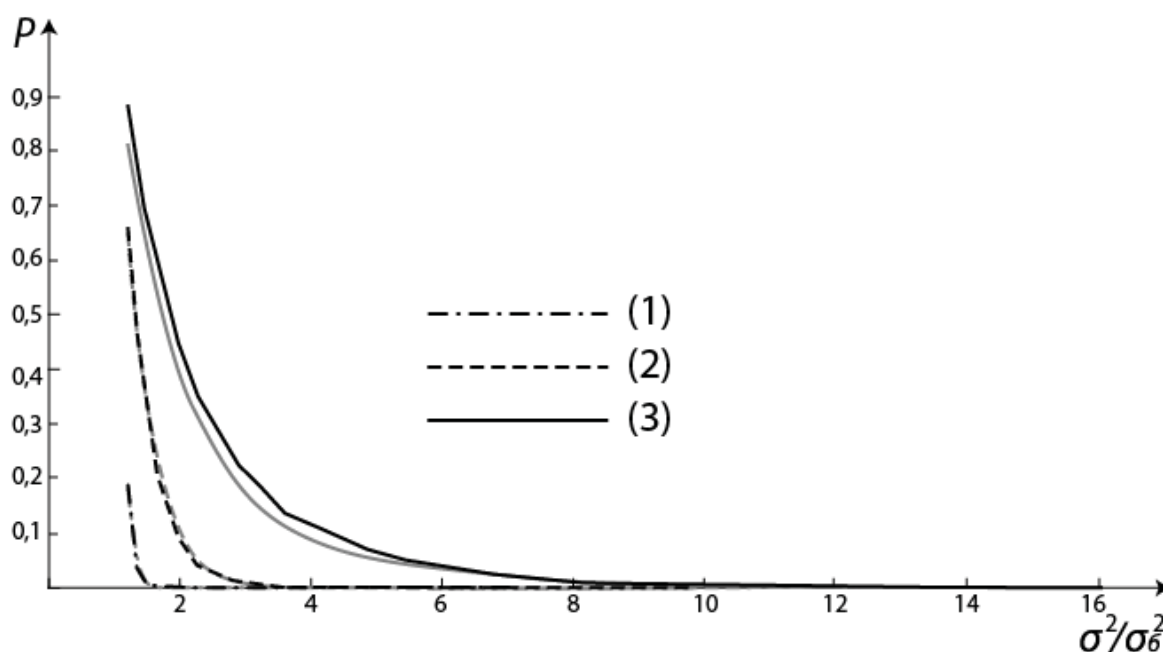


Рис.8. 12. Зависимость вероятности ошибки p от соотношения дисперсий. Линия (1) соответствует количеству отсчетов $N = 900$, линия (2) – $N = 100$, линия (3) – $N = 25$. Серым цветом показаны расчётные зависимости

Из графиков, приведенных на рис. 8.12, следует, что с ростом отношения дисперсий величина ошибки уменьшается, что связано с естественным смещением средних значений выборок. При больших значениях числа отсчетов результаты расчетов и результаты моделирования находятся в достаточном соответствии. Для малых N имеется расхождение, обусловленное отклонением модельных данных от нормальных распределений. В этом случае формула (8.9) оказывается неприемлемой.

Таким образом, применение методов, основанных на моделировании ошибки классификации и порогового значения, полностью согласуется с расчётом по формуле (8.9) при значительном количестве отсчетов (более 64), рациональное количество реализаций составляет $B = 5000$, количество разбиений на интервале гистограммы должно быть равно удвоенной величине количества отсчетов. При моделировании, основанном на количестве отсчетов менее, чем 64, нарушается предположение о нормальности распределений достаточных статистик, что приводит к значительным ошибкам классификации. При большом отношении дисперсий (более 6 при количестве отсчетов, равном 100), а также при большом значении количества отсчетов наблюдается несоответствие модельных и расчетных значений, что обусловлено существенным расстоянием между средними значениями выборочных распределений. Однако эта ситуация соответствует нулевой вероятности ошибки разделения двух выборок, и как, следствие, хорошей итоговой разделимости гипотез.

8.2. Анализ эффективности классификации при комплексировании наблюдений разными спутниками

До сих пор все выводы касались принятия решения о типе поверхности одним КА. Для повышения эффективности классификации изменений на РЛИ в системе, состоящей из L малых спутников, следует использовать комплексирование данных от разных средств наблюдения. Рассмотрим зависимость вероятности правильного распознавания (ВПР) всей системы в целом (P_ϵ) от ВПР одного средства наблюдения (P) при разном количестве источников информации L .

В простейшем случае вероятности P_ϵ и P связаны очевидным соотношением:

$$P_\epsilon = 1 - P^L. \quad (8.11)$$

На рис. 8.13 приведена зависимость для алгоритма простого голосования. Из графика следует, что для получения итоговой вероятности правильного распознавания выше, чем 0,5, достаточно использовать пять КА с ВПР 0,2 либо семь спутников с ВПР 0,1. При ВПР 0,3 можно ограничиться тремя КА.

Результаты, представленные на рис. 8.13, использованы для оценки достаточного количества спутников при распознавании протяженных

целей с ЭПР, соответствующими справочным данным (см. таблицу 1) [8]. В таблице 2 приведены отношения дисперсий сигналов на выходе устройства первичной обработки, отражённых от какого-либо типа конкретного типа поверхностей по отношению к минимальной дисперсии, соответствующей сигналу от бетона.

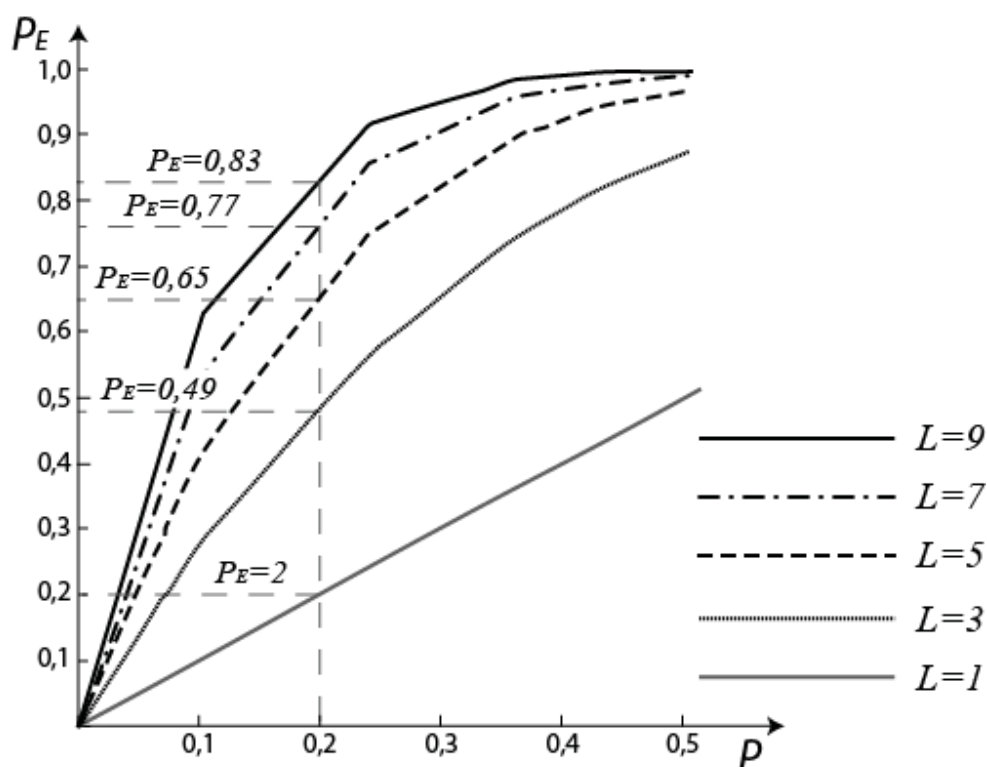


Рис. 8.13. Вероятности правильного распознавания при комплексировании

Т а б л и ц а 8 . 1

	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Бетон	-53	-38	-28	-45	-31	-28
Асфальт	-47	-29	-24	-37	-23	-22
Пахотные земли	-29	-20	-15	-25	-18	-16
Городская застройка	-20	-12	-8	-15	-11	-7

α – угол между надиром и направлением на визируемый участок поверхности

Т а б л и ц а 8.2

	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Асфальт	4,0	7,9	2,5	6,3	6,3	4,0
Пахотные земли	250	63	20	100	20	16
Городская застройка	2000	400	100	1000	100	130

Рассмотрим влияние числа отсчётов сигнала N от поверхности на эффективность классификации. График зависимости пороговых значений количества отсчетов N_0 от величины дисперсии, по достижении которых ошибка при моделировании имеет нулевое значение, приведен на рис. 8.14.

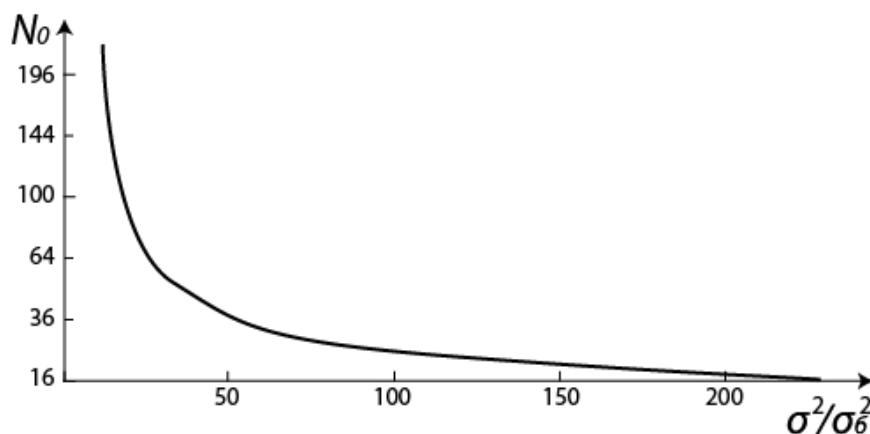


Рис. 8.14. График зависимости пороговой величины количества отсчетов N_0 от отношения дисперсий (количество реализаций равно 50 тыс.), количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов)

Таким образом, с ростом отношения дисперсий количество отсчетов, при котором ошибка определения принимает минимальное значение, уменьшается. Поэтому дальнейшие исследования выполнены для случая, когда количество отсчетов меньше величины N_0 , поскольку в противном случае проблема классификации изменений на РЛИ не представляет интереса.

Рассмотрим зависимость вероятности ошибки (рис. 8.15) от соотношения дисперсий. Из графика, приведенного на рис. 8.15, следует, что с ростом угла между направлением надира и направлением на участок

визируемой поверхности увеличивается вероятность ошибки, что связано с уменьшением отношения дисперсий между соседних классов объектов.

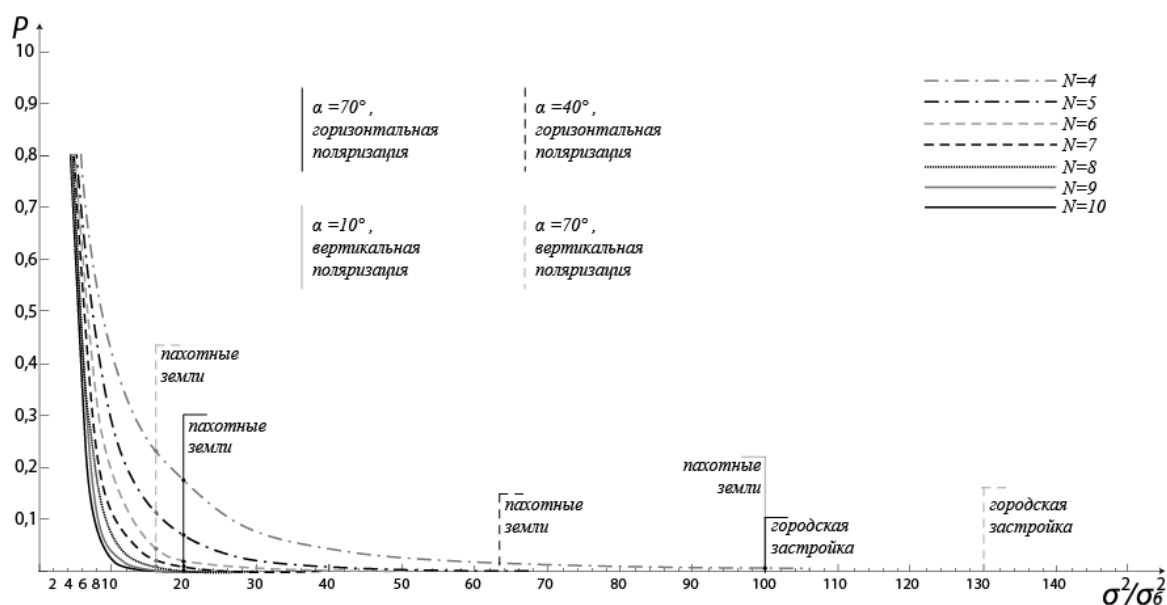


Рис. 8.15. Зависимость вероятности ошибки p от отношения дисперсий. Пунктирными линиями показаны некоторые типовые значения соотношения дисперсий наблюдаемых объектов на фоне асфальта из данных, приведённых в табл. 2.

Таблица 8.3

	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Асфальт						
90%	2	1	3	2	2	2
95%	3	2	4	3	3	3
99%	4	2	6	3	3	4
99,9%	5	3	9	4	4	5
100%	10	6	18	7	7	10
Пахотные земли						
90%	1	1	1	1	1	1
95%	1	1	1	1	1	1
99%	1	1	1	1	1	2
99,9%	1	1	2	1	2	2
100%	1	2	4	2	4	4

Из данных таблицы 3 видно, что даже в случае малого отношения дисперсий элементов РЛИ для гарантированной классификации изменений на РЛИ можно ограничиться тремя или четырьмя спутниками, точное их количество определяется требованиями в конкретной задаче. В случае, когда относительная дисперсия превышает 10, для получения вероятности правильного распознавания 99% достаточно использовать два спутника, при относительной дисперсии, равной 20, достаточно данных одного спутника.

В таблице 3 приведено минимальное количество спутников, необходимое для распознавания асфальта и пахотных земель с вероятностью от 80% до 100%. Количество отсчетов равно 16.

8.3. Классификация неоднородных РЛИ

Далее рассмотрен случай классификации двух РЛИ, одно из которых соответствует однородной поверхности (ЭПР вдоль наблюдаемого участка поверхности остаётся неизменной), а второе содержит внутри наблюдаемого участка элемент поверхности с отличающейся величиной ЭПР. Для этой задачи сформированы две последовательности отсчётов, в одной из которых дисперсия не меняется, во второй – содержит изменения (рис.8.16). Задача состоит в том, чтобы найти необходимые условия, при которых данные со скачком дисперсии будут различимы на фоне данных с однородной (априорно известной) дисперсией.

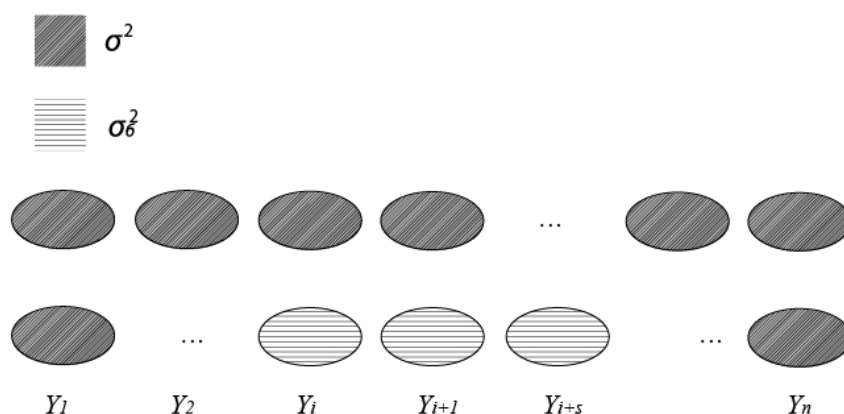


Рис. 8.16. Схема входных данных при моделировании скачка ЭПР.
Дисперсия σ^2 соответствует типичной ЭПР поверхности,
величина σ_0^2 – нетипичной

Рассмотрим влияние размера ds области нетипичной ЭПР на величину ошибки классификации. Соотношение дисперсий положено равным 20, количество отсчетов N менялось в интервале от 4 до 576, при этом максимальное значение ds не превышало корня из количества отсчетов. Результаты расчетов приведены в таблице 4.

Таблица 4

$N \setminus ds$	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24
4	0,50	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
16	0,50	0,49	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
64	0,50	0,43	0,38	0,37	-	-	-	-	-	-	-	-
144	0,50	0,43	0,41	0,38	0,33	0,29	-	-	-	-	-	-
256	0,50	0,47	0,45	0,45	0,40	0,38	0,36	0,33	-	-	-	-
400	0,50	0,46	0,43	0,39	0,38	0,36	0,35	0,31	0,31	0,27	-	-
576	0,50	0,43	0,48	0,46	0,44	0,43	0,43	0,4,0	0,38	0,36	0,36	0,31

В том случае, когда участок нетипичной ЭПР состоит из одного отсчёта достаточной статистики (одного элемента разрешения), вероятность ошибки классификации нетипичной ЭПР близка к максимуму, т.е. к 50%. В случае, если размер нетипичной области ЭПР мал (менее 10% от числа отсчётов) классификация возможна только при использовании не менее 100 отсчетов. График зависимости ошибки распознавания от количества отсчетов для различных соотношений размеров ds и N и приведен на рис. 8.17.

Таким образом, с ростом количества отсчетов N при фиксированном отношении ds / \sqrt{N} при количестве отсчетов свыше 400 точность практически не изменяется, т.е. определяющим фактором при данных условиях является не количество отсчетов, а значение величины ds / \sqrt{N} , т.е. относительный размер нетипичной области ЭПР. В области малых значений N наблюдается незначительное увеличение вероятности ошибки (порядка 0,02), что связано с общим характером поведения данной зависимости (рис. 8.18, б). В целом рост вероятности ошибки классификации связан с уменьшением размера области нетипичного поведения ЭПР: чем эта область больше, тем больше расхождение гистограмм соответствующих распределений, тем выше точность. Примеры гистограмм соответствующей ситуации приведены на рис. 8.18. Следует заметить, что в случае близких гистограмм распределения входных данных, что имеет место при малом размере ds , оптимальное количество

реализаций должно составлять на два порядка большую величину, т.е. не менее 1 млн., поскольку в противном случае возрастает вероятность ошибок классификации изменений на РЛИ.

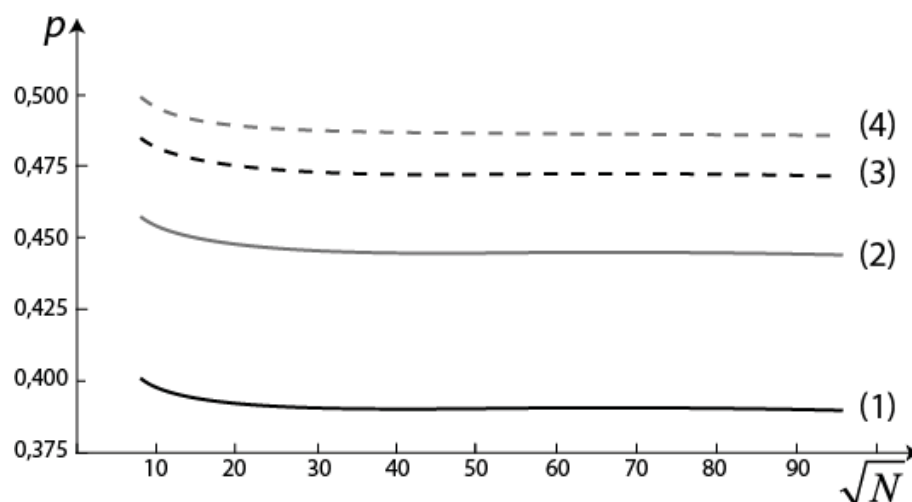


Рис. 8.17. График зависимости ошибки классификации p от количества отсчетов.

Линия (1) соответствует $ds = \sqrt{N}$, линия (2) – $ds = \sqrt{N} / 2$,
 линия (3) – $ds = \sqrt{N} / 4$, линия (4) – $ds = \sqrt{N} / 8$
 (количество реализаций равно 1 млн., количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов)

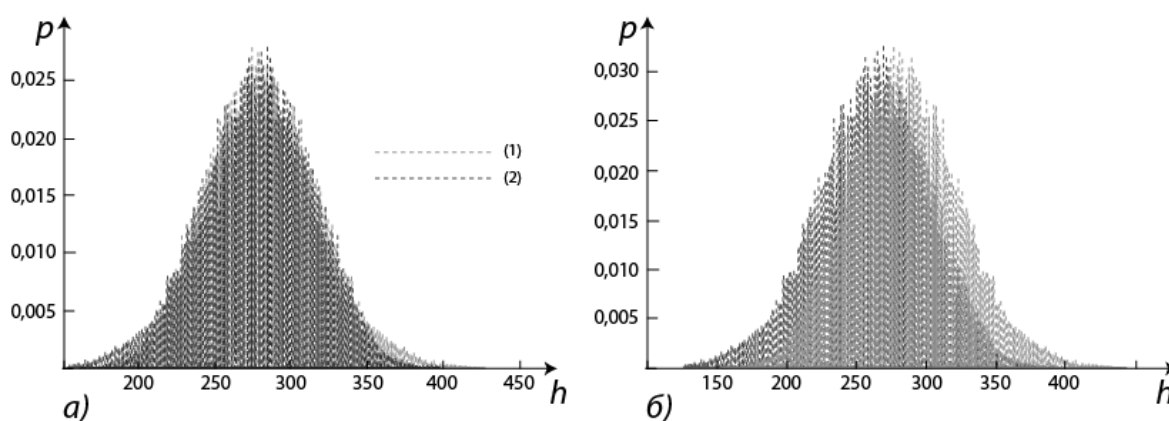


Рис. 8.18. Гистограммы распределения достаточных статистик моделируемых РЛИ при размере нетипичной области, $N = 2$ отсчета (а) и $N = 8$ отсчета (б). Общее количество отсчетов $N = 64$, количество реализаций равно $B = 1$ млн., количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов. Линия (1) соответствует входным данным с однородной дисперсией, линия (2) – данным с нетипичной областью

Рассмотрим влияние отличий в величине ЭПР на вероятность ошибки классификации. (Количество отсчетов – 64, моделирование выполнено для размеров области усреднения 8, 4 и 2, количество реализаций составляет 10^6 , количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов N . Результаты представлены на рис. 8.19. Ошибки классификации изменений на РЛИ, как и следовало ожидать, значительно выше, чем при однородных поверхностях.

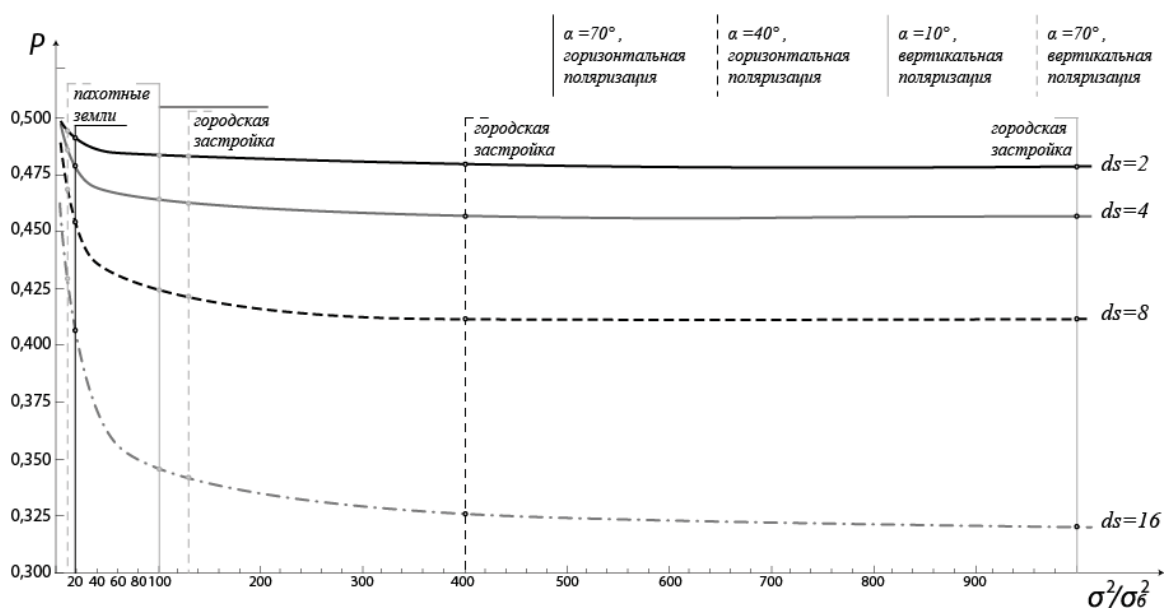


Рис. 8.19. Зависимость вероятности ошибки p от отношения дисперсий. Пунктирными линиями показаны некоторые типовые значения соотношения дисперсий наблюдаемых объектов на фоне асфальта из таблицы 2

Таким образом, даже для задач распознавания городской застройки на фоне бетона необходимо использовать данные нескольких наблюдений (спутников). Результаты расчетов для типовых соотношений дисперсий приведены в таблице 5.

Из таблицы 4 видно, что при размере области нетипичной ЭПР в два отсчета при использовании одного КА вероятность правильного распознавания едва ли превышает 50%, однако при использовании даже двух КА вероятность правильного распознавания превышает 80% даже для объектов с небольшим соотношением дисперсией (87,5% при отношении дисперсий в 2,5). При использовании семи и более КА вероятность правильного распознавания превосходит 99% для объектов с любым соотношением дисперсий

Таблица 5

L	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$	$\alpha=10^\circ$	$\alpha=40^\circ$	$\alpha=70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Асфальт						
1	50,01%	50,50%	50,00%	50,23%	50,23%	50,01%
3	87,50%	87,87%	87,50%	87,67%	87,67%	87,50%
5	96,88%	97,03%	96,88%	96,95%	96,95%	96,88%
7	99,22%	99,27%	99,22%	99,24%	99,24%	99,22%
9	99,80%	99,82%	99,80%	99,81%	99,81%	99,80%
Пахотные земли						
1	51,88%	51,58%	51,13%	51,76%	51,13%	50,98%
3	88,86%	88,65%	88,33%	88,77%	88,33%	88,22%
5	97,42%	97,34%	97,21%	97,39%	97,21%	97,17%
7	99,40%	99,38%	99,33%	99,39%	99,33%	99,32%
9	99,86%	99,85%	99,84%	99,86%	99,84%	99,84%
Городская застройка						
1	52,11%	52,02%	51,76%	52,04%	51,76%	51,83%
3	89,02%	88,95%	88,77%	88,97%	88,77%	88,82%
5	97,48%	97,46%	97,39%	97,46%	97,39%	97,41%
7	99,42%	99,41%	99,39%	99,42%	99,39%	99,40%
9	99,87%	99,87%	99,86%	99,87%	99,86%	99,86%

В данной главе проведён сравнительный анализ определения вероятностей ошибок классификации двух типов однородных поверхностей, соответствующим различным значениям ЭПР, аналитическим методом и методом статистического моделирования. В частности, показано, что расчетные данные имеют высокую корреляцию с модельными при использовании 100 и выше отсчетов, в противном случае расчеты по традиционным формульным приближениям дают некорректные результаты. Установлено, что оптимальное количество реализации при использовании модельных данных составляет $B = 50$ тыс. в случае вероятности ошибки не выше 0,5, для более высоких значений ошибок рекомендуется увеличивать количество реализаций во избежание ложных распознаваний. Правило Стерджиса показало неудовлетворительные

результаты при построении гистограмм модельных значений. Поэтому в решении настоящей задачи рекомендуется использовать количество разбиений, равное удвоенному количеству отсчетов.

Показано, что при комплексировании результатов, принятых решающими устройствами нескольких спутников, и отношении ЭПР различаемых поверхностей, превышающей величину, равную 10, для получения вероятности правильного распознавания в 99,9% достаточно ограничиться двумя независимыми наблюдениями даже при использовании 16 отсчетов. При меньших отношениях ЭПР наблюдаемых объектов вероятность правильного распознавания может быть увеличена как за счет увеличения числа КА, так и за счет увеличения количества отсчетов.

При наличии на поверхности участка с нетипичной ЭПР, вероятность правильной классификации (обнаружения названной аномалии) существенно уменьшается. Тем не менее вероятность в 99% может быть достигнута даже при малом размере аномалии (2 отсчёта) и отношении дисперсий 6,3, если комплексно использовать РЛИ, полученные с семи спутников.

8.4. Литература к главе 8

1. Богданович В.А., Вострецов А.Г. Теория устойчивого обнаружения, различения и оценивания сигналов. – М.: Физматлит, 2003. – 320 с.
2. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. – М.: Советское радио, 1972. – 744 с.
3. ГОСТ Р 8.736-2011 Государственная система обеспечения единства измерений (ГСИ). Измерения прямые многократные. Методы обработки результатов измерений. Основные положения. Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии. – М.: Стенда ртинформ, 2013. – 28 с.
4. Доросинский Л.Г. Обнаружение сигналов в РСА на фоне мешающих отражений // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2009. – № 5 (86). – С. 168-173.
5. Доросинский Л.Г. Распознавание изображений, нейронные сети и генетические алгоритмы // Успехи современного естествознания. – 2011. – № 10. – С. 87-88.

6. Dorosinskiy L.G. Invariants for the radar image classification // В сборнике: Applied and Fundamental Studies Proceedings of the 2nd International Academic Conference. Publishing House «Science and Innovation Center», and the International Journal of Advanced Studies. – 2013. – С. 214-216.

7. Dorosinskiy L.G., Kurganski A.A. Modeling the clutter reflection suppression algorithm in synthetic-aperture radar // В сборнике: CEUR Workshop Proceedings 3. Сер. «REIT-Spring 2018 – Proceedings of the 3rd International Workshop on Radio Electronics and Information Technologies». – 2018. – С. 49-57.

8. Dorosinskiy L., Myasnikov F. Radarsignal classification algorithms synthesis and analysis // В сборнике: Proceedings of 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, IAEAC. – 2017. – № 2. – С. 119-122.

9. Мясников Ф.С., Иванов О.Ю. Обнаружение изменений на земной поверхности по данным дистанционного зондирования // В сборнике: Компьютерный анализ изображений: Интеллектуальные решения в промышленных сетях (CAI-2016): сборник научных трудов по материалам I Международной конференции. Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина; под общей редакцией А.Г. Тягунова. – 2016. – С. 161-162.

10. Сколник М.И. Справочник по радиолокации. Т. 1. – М.: Техносфера, 2014. – 456 с.

9. ОСОБЕННОСТИ ПОЛУЧЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДВИЖУЩИХСЯ ПРОСТРАНСТВЕННО-РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ЦЕЛЕЙ

Сложный характер движения пространственно-распределенной цели (ПРЦ) приводит к тому, что закон изменения фазы отраженного сигнала от каждого элемента цели и весовая функция обработки, призванная повторить этот закон при синтезе радиолокационного изображения (РЛИ), существенно отличаются, что, в свою очередь, приводит к искажениям, как радиолокационного изображения цели, формируемого в данном конкретном наблюдении, так и радиолокационного портрета ПРЦ, представляющего собой основу для формирования банка (базы) данных радиолокационных портретов (РП) ПРЦ. Возможные варианты таких искажений, вызванные движением цели в течение времени наблюдения, рассмотрены в данной работе.

Введем модель сигнала, принимаемого РЛС. Будем считать радиолокационные станции, входящие в систему наблюдения, в общем случае бистатическими¹. Принимаемый отраженный сигнал представим в виде вектора комплексных амплитуд $\bar{U}(t)$, для составляющих которого справедливо выражение:

$$\bar{U}(t) = U_k \int_{\Omega_k} f_k(\bar{x}) \frac{g_1(\bar{x}, t) g_2(\bar{x}, t)}{r_1(x, t) r_2(x, t)} S \left\{ t - \left[r_1(\bar{x}, t) + r_2(\bar{x}, t) \right] / c \right\} * \\ \exp \left\{ -j k \left[r_1(\bar{x}, t) + r_2(\bar{x}, t) \right] \right\} d\bar{x} + N(t)$$

В приведенном выражении $g_1(\bar{x}, t)$, $g_2(\bar{x}, t)$ – значения нормированных диаграмм направленности передающей и приемной антенн РЛС в направлении точки цели \bar{x} в момент времени t ; $r_1(\bar{x}, t)$, $r_2(\bar{x}, t)$ – текущее значение дальности от передатчика и приемника РЛС до точки \bar{x} цели; $s(t)$ – комплексная амплитуда модулирующей функции зондирующего сигнала, которую в дальнейшем считаем импульсной с длительностью импульса τ и периодом повторения T и нормированной таким образом, что выполняется условие:

¹ Передатчик и приемник размещены на разных носителях

$$\frac{1}{\tau} \int |s(t)|^2 dt = 1$$

$N(t)$ – комплексная амплитуда аддитивного шума радиолокационного тракта;

$$k = \frac{2\pi}{\lambda} \text{ – волновое число.}$$

Время наблюдения цели ограничено и равно T .

Введем обозначения,

где
$$G(\bar{x}, t) = \frac{g_1(\bar{x}, t) g_2(\bar{x}, t)}{r_1(\bar{x}, t) r_2(\bar{x}, t)},$$

$$S(\bar{x}, t) = s \left\{ t - \left[r_1(\bar{x}, t) + r_2(\bar{x}, t) \right] / c \right\}$$

$$E(\bar{x}, t) = \exp \left\{ -Jk \left[r_1(\bar{x}, t) + r_2(\bar{x}, t) \right] \right\}$$

и определим функцию неопределенности траекторного сигнала при формировании РЛИ ПРЦ:

$$\begin{aligned} \varphi(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \int E(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi})^* S(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi}) G(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi})^* \\ * G(\bar{\rho}_z, t) S(\bar{\rho}_z, t) E(\bar{\rho}_z, t) dt \end{aligned} \quad (9.1)$$

где $E(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi})$, $S(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi})$, $G(\bar{\rho}_x, t / \bar{\chi}^0, \bar{\chi})$ – матрицы, описывающие ожидаемый траекторный сигнал от точки цели, положение которой относительно центра НК в основной системе координат характеризуется вектором $\bar{\rho}_x$; $E(\bar{\rho}_z, t)$, $S(\bar{\rho}_z, t)$, $G(\bar{\rho}_z, t)$ – матрицы, задающие принимаемый траекторный сигнал от точки с координатой $\bar{\rho}_z$. Использование функции неопределенности в виде (9.1) позволяет не только определить свойства РЛИ при оптимальном его построении (то есть при полностью известных законах движения как ПРЦ, так и носителя РСА), но и оценить возможные искажения изображения цели, вызванные априорной неопределенностью относительно параметров взаимного перемещения НК и РСА.

При использовании импульсного сигнала

$$S(t) = \sum_{n=-N}^{N_p} S(t-nT) \quad (9.2)$$

где $(2N+1)$ – общее число импульсов, отраженных от цели, и предположении о неизменности за время, равное длительности импульса, следующих функций:

$$\begin{aligned} E(\bar{\rho}_x, t/\bar{x}^0, \bar{x}) &= \text{const}, \quad E(\bar{\rho}_z, t) = \text{const}, \\ G(\bar{\rho}_z, t/\bar{x}^0, \bar{x}) &= \text{const}, \quad G(\bar{\rho}_z, t) = \text{const} \end{aligned}$$

получим:

$$\begin{aligned} \varphi(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) &= \sum_{n=-N}^N \sum_{m=-N}^N E^*(\bar{\rho}_x, t_n/\bar{x}^0, \bar{x}) E(\bar{\rho}_z, t_m) * \\ &G(\bar{\rho}_x, t_n/\bar{x}^0, \bar{x}) G(\bar{\rho}_z, t_m) * \\ &\int_0^* \left[t - nT \frac{r_1(\bar{\rho}_x, t/\bar{x}^0, \bar{x}) + r_2(\bar{\rho}_x, t/\bar{x}^0, \bar{x})}{C} \right] * \\ &S_0 \left[t - mT \frac{r_1(\bar{\rho}_z, t/\bar{x}^0, \bar{x}) + r_2(\bar{\rho}_z, t/\bar{x}^0, \bar{x})}{C} \right] dt \end{aligned} \quad (9.3)$$

$$\text{где} \quad t_n = t_{0\rho} + nT \quad (9.4)$$

$r_1(\bar{\rho}_x, t/\bar{x}^0, \bar{x})$, $r_2(\bar{\rho}_x, t/\bar{x}^0, \bar{x})$ – ожидаемые законы изменения расстояний от точки, задаваемой радиусом-вектором $\bar{\rho}_x$, до передающей и приемной РЛС соответственно, $r_1(\bar{\rho}_z, t)$, $r_2(\bar{\rho}_z, t)$ – истинные законы изменения расстояний от точки $\bar{\rho}_z$ до передающей и приемной РЛС.

Поскольку значение периода повторения T выбирается с учетом условия однозначного измерения дальности в пределах зоны обзора, интеграл в (9.3) обращается в нуль для неравных значений n и m . Следовательно:

$$\begin{aligned} \varphi(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \sum_{n=-N}^N G(\bar{\rho}_x, t_n / \bar{x}^0, \bar{x}) G(\bar{\rho}_z, t_n) * \\ * E^*(\bar{\rho}_x, t_n / \bar{x}^0, \bar{x}) E(\bar{\rho}_z, t_n) \varphi_n^D(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) \end{aligned} \quad (9.5)$$

где

$$\begin{aligned} \varphi_n^D(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \int S_0 \left[t - nT - \frac{r_1(\bar{\rho}_z, t) + r_2(\bar{\rho}_z, t)}{C} \right] * \\ * S_0^* \left[t - nT - \frac{r_1(\bar{\rho}_x, t / \bar{x}^0, \bar{x}) + r_2(\bar{\rho}_x, t / \bar{x}^0, \bar{x})}{C} \right] dt \end{aligned} \quad (9.6)$$

– функция неопределенности одиночного зондирующего импульса. Поскольку РЛИ формируется только в окрестности цели, размеры которой существенно меньше любой из дальностей $r_1(\rho, t)$ и $r_2(\rho, t)$, выражение (9.5) можно упростить, полагая

$$G(\bar{\rho}, t_n / \bar{x}^0, \bar{x}) = G(\bar{\rho}, t_n) = \frac{g_1(t_n) g_2(t_n)}{r_1^0(t_n) r_2^0(t_n)}, \quad (9.7)$$

где $g_1(t_n)$ и $g_2(t_n)$ – значения нормированных ДН передающей и приемной антенн в направлении на центр цели в момент излучения n -го импульса. $r_1^0(t_n)$ и $r_2^0(t_n)$ – дальности от передатчика и приемника до центра цели. С учетом (7) выражение (5) может быть представлено в виде:

$$\begin{aligned} \varphi(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \sum_{n=-M}^M \left[\frac{g_1(t_n) g_2(t_n)}{r_1^0(t_n) r_2^0(t_n)} \right]^2 \\ \exp \left\{ Jk \left[r_1(\bar{\rho}_x, t_n / \bar{x}^0, \bar{x}) + r_2(\bar{\rho}_x, t_n / \bar{x}^0, \bar{x}) - r_1(\bar{\rho}_z, t_n) - r_2(\bar{\rho}_z, t_n) \right] \right\} \varphi_n(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) \end{aligned} \quad (9.8)$$

Дополнительного упрощения можно достичь, предполагая сомножители $\frac{g_1(t_n) g_2(t_n)}{r_1^0(t_n) r_2^0(t_n)}$ и $\varphi_n^D(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z)$ не зависящими от n , что соответствует случаю наблюдения НК на сравнительно коротком участке траектории, когда можно пренебречь кривизной каналов дальности в окрестности цели и изменением значений нормированных ДН

антенн РЛС в направлении на цель в процессе движения носителей РСА. При этом получим:

$$\varphi(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \left[\frac{g_1(t_{0\rho})g_2(t_{0\rho})}{r_{1\rho}^0(t_0)r_{2\rho}^0(t_0)} \right]^2 \varphi^D(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) \varphi^A(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) \quad (9.9)$$

где

$$\begin{aligned} \varphi^A(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \sum_{n=-N}^M \exp \left\{ Jk_\rho \left[r_1(\bar{\rho}_x, t_n/\bar{x}^0, \bar{x}) + \right. \right. \\ \left. \left. + r_2(\bar{\rho}_x, t_n/\bar{x}^0, \bar{x}) - r_1(\bar{\rho}_z t_n) - r_2(\bar{\rho}_z t_n) \right] \right\} \end{aligned} \quad (9.10)$$

Рассмотрим свойства функции (9.10), входящей в выражение для функции неопределенности траекторного сигнала в виде независимого сомножителя.

$$\begin{aligned} \varphi_\rho^A(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \sum_{n=-M\rho}^{M\rho} \exp \left\{ Jk_\rho \left[\alpha_{00}^\rho(\rho_x) - \beta_{00}^\rho(\rho_z) + \right. \right. \\ \left. \left. + \sum_{i=1}^3 \left(\alpha_{i0}^\rho - \beta_{i0}^\rho + \bar{\alpha}_{i1}^\rho \bar{\rho}_x - \bar{\beta}_{i1}^\rho \bar{\rho}_z \right) (nT_\rho)^i \right] \right\} \end{aligned} \quad (9.11)$$

В последнем выражении α соответствуют ожидаемому, а параметры β – реальному закону изменения дальности.

Анализ выражения (9.11) в первом приближении проведем с учетом следующих ограничений:

$$\alpha_{20}^\rho = \beta_{20}^\rho \quad \alpha_{30}^\rho = \beta_{30}^\rho \quad (9.12)$$

$$\bar{\alpha}_{21}^\rho = \bar{\beta}_{21}^\rho = 0 \quad \bar{\alpha}_{31}^\rho = \bar{\beta}_{31}^\rho = 0 \quad (9.13)$$

Использование допущений (9.12) и (9.13) позволяет рассматривать функцию (9.11), как сумму членов геометрической прогрессии. Эта сумма описывается следующим выражением:

$$\begin{aligned} \varphi^A(\bar{\rho}_x, \bar{\rho}_z) = \exp \left\{ Jk \left[\alpha_{00}(\bar{\rho}_x) - \beta_{00}(\bar{\rho}_z) \right] \right\} * \\ * \frac{\sin \left[k \left(\alpha_{10} - \beta_{10} + \bar{\alpha}_{11} \bar{\rho}_x - \bar{\beta}_{11} \bar{\rho}_z \right) T(2N+1)/2 \right]}{\sin \left[k \left(\alpha_{10} - \beta_{10} + \bar{\alpha}_{11} \bar{\rho}_x - \bar{\beta}_{11} \bar{\rho}_z \right) T/2 \right]} \end{aligned} \quad (9.14)$$

Предположим, что все параметры движения ПРЦ известны точно, то есть

$$\alpha_{10} = \beta_{10} \quad \bar{\alpha}_{10} = \bar{\beta}_{10} \quad (9.15)$$

Определим геометрическое место точек в пространстве координат изображения, для которых модуль (9.14) принимает наибольшее значение при отражении зондирующего сигнала от точки цели с координатой ρ_z . Для этого необходимо решить относительно ρ_x уравнение

$$\bar{\alpha}_{11}(\bar{\rho}_x - \bar{\rho}_z) - 1 \frac{\lambda}{T} = 0 ; \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (9.16)$$

Это уравнение описывает в координатах изображения совокупность плоскостей, перпендикулярных вектору α_{11} . При $l=0$ имеем уравнение плоскости, проходящей через точку с координатами $\rho_x = \rho_z$ и удаленной от начала системы координат на расстояние

$$D(0) = \frac{\bar{\alpha}_{11}}{|\bar{\alpha}_{11}|} \bar{\rho}_z \quad (9.17)$$

Расстояние от начала координат до 1-ой плоскости составляет

$$D_1(1) = \frac{\bar{\alpha}_{11}}{|\bar{\alpha}_{11}|} \bar{\rho}_z + 1 \frac{\lambda}{T_\rho |\bar{\alpha}_{11}|} \quad (9.18)$$

а расстояние между соседними плоскостями –

$$D_2 = \frac{\lambda}{T_\rho |\bar{\alpha}_{11}|} \quad (9.19)$$

Для нахождения нулей функции (14) следует решить уравнение

$$\bar{\alpha}_{11}(\bar{\rho}_x - \bar{\rho}_z) - m \frac{\lambda}{T(2M+1)} = 0, \quad m = \pm 1, \pm 2, \dots \quad (9.20)$$

Решение этого уравнения также описывает совокупность плоскостей в пространстве координат РЛИ, перпендикулярных вектору α_{11} . Эти плоскости следуют друг за другом чаще, чем плоскости, соответствующие максимумам (9.14). Удаление m -ой плоскости от начала координат составляет

$$d(M) = \frac{\bar{\alpha}_{11}}{|\bar{\alpha}_{11}|} \bar{\rho}_x + m \frac{\lambda}{T(2M+1)|\bar{\alpha}_{11}|} \quad (9.21)$$

При $m = \pm 1$ получаем два первых нуля рассматриваемой функции и определим обеспечиваемое ею разрешение

$$\Delta_\alpha^0 = D_0(1) - D_0(-1) = \frac{2\lambda}{T(2M+1)|\bar{\alpha}_{11}|} \quad (9.22)$$

Таким образом, выражение (9.14) в пространстве изображений является функцией только одной координаты, измеряемой в направлении вектора α_{11} . Разрешающая способность в этом направлении определяется в соответствии с (9.22). Для однопозиционной РЛС при отсутствии собственного движения цели ($\bar{V}_{0\rho} = 0$, $\bar{\omega}_\rho = 0$) имеем:

$$\bar{\alpha}_{11} = - \frac{2\bar{V}_1}{\left| \bar{r}_{0\rho}(t_0) - \bar{r}_{0\rho}^\rho(t_0) \right|} \quad (9.23)$$

Такая РЛС в направлении путевой скорости обеспечивает разрешение

$$\Delta = \frac{\lambda}{|\bar{V}_1| T(2M+1)} \left| \bar{r}_0(t_0) - \bar{r}_1^\rho(t_0) \right| \quad (9.24)$$

В дальнейшем, в соответствии с терминологией, принятой при описании РЛС с синтезированной апертурой направление, задаваемое вектором α_{11} будем именовать азимутальным. Примерный вид зависимости модуля (14) от азимутальной координаты показан на рис 9.1.

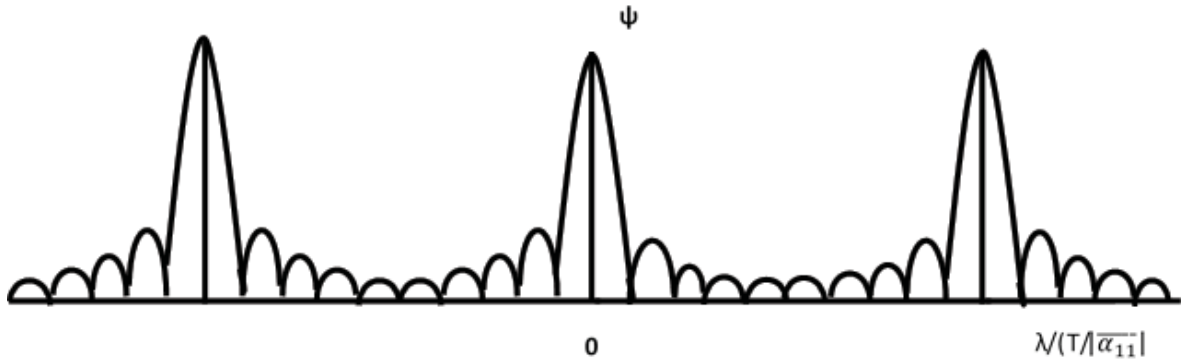


Рис. 9.1. Азимутальное сечение модуля функции неопределённости

Используя (9. 20) и (9. 23) совместно с данными конкретной РЛС, например, типа SEASAT, нетрудно сделать вывод о том, что расстояние между пиками (9.14) во много раз превышает размеры существующих ПРЦ. Поэтому в дальнейшем ограничимся рассмотрением функции $\varphi^A(\rho_x, \rho_z)$ только в окрестности главного максимума, положение которого задается выражением (9,17).

При отсутствии точных данных о движении цели равенства (9.15) не соблюдаются. В этом случае положение максимума модуля функции (9.14) определяется уравнением

$$\bar{\alpha}_{11}\bar{\rho}_x - \bar{\beta}_{11}\bar{\rho}_z + \alpha_{10} - \beta_{10} = 0 \quad (9.25)$$

которое по-прежнему описывает плоскость, перпендикулярную вектору α_{11} . Однако, удаление ее от начала координат зависит не только от положения отражающей точки цели (вектор ρ_z), но и от величины и ориентации вектора $\bar{\beta}_{11}$ и разности $(\alpha_{10} - \beta_{10})$:

$$D(0) = \frac{\bar{\beta}_{11}}{|\bar{\alpha}_{11}|} \bar{\rho}_z - \frac{\alpha_{10} - \beta_{10}}{|\bar{\alpha}_{11}|} \quad (9.26)$$

При этом разрешение в азимутальном направлении по-прежнему задается выражением (9.22). Анализ (9.26) позволяет описать искажения РЛИ, которые возникают в тех случаях, когда априорные сведения о собственном движении цели не соответствуют действительности.

Предположим, что

$$\bar{\alpha}_{11} = \bar{\beta}_{11}, \quad \alpha_{10} = \beta_{10} \quad (9.27)$$

Как следует из (9.26), все изображение цели сдвинется вдоль азимутальной оси на величину $(\beta_{10} - \alpha_{10})/|\bar{\alpha}_{11}|$. Допустим, что вектор $\bar{\beta}_{11}$ отличается от $\bar{\alpha}_{11}$ только постоянным множителем, то есть

$$\bar{\beta}_{11} = b\bar{\alpha}_{11}, \quad \alpha_{10} = \beta_{10} \quad (9.28)$$

Из (9.26) следует, что азимутальная координата отклика от каждой точки на изображении изменится в « b » раз. Это приводит к сжатию ($b < 1$) или растяжению ($b > 1$) изображения цели по азимуту. Но такое изменение РЛИ не эквивалентно изменению масштаба по оси азимута, так как расстояние между первыми нулями функции φ^A (14) не изменяется. В связи с этим для многоточечных целей при $b > 1$ возможно

раздельное наблюдение откликов точек, не разрешаемых при $b = 1$. Наоборот, при $b < 1$ возможна потеря разрешения за счет наложения откликов соседних точек друг на друга.

Если вектора α_{11} и β_{11} при равенстве модулей отличаются ориентацией в пространстве, то положение отклика от точки на изображении определяется ее проекцией на направление вектора β_{11} . Поэтому взаимное расположение откликов от отражающих точек цели на азимутальной оси при изменении собственного движения ПРЦ сложным образом меняется.

Выражение (9.14) описывают функцию только одной координаты, измеряемой в направлении вектора α_{11} . Общеизвестно, что функция неопределенности одиночного импульсного сигнала $\varphi^A(\rho_x, \rho_z)$ обеспечивает разрешающую способность РЛС по наклонной дальности. Для бистатической РЛС направление, вдоль которого наблюдается наилучшее разрешение по дальности, определяется геометрической суммой единичных векторов визирования цели приемной и передающей РЛС.

$$E = \frac{\overline{E}_1 + \overline{E}_2}{|\overline{E}_1 + \overline{E}_2|} \quad (9.29)$$

Таким образом, функция неопределенности траекторного сигнала является функцией двух координат на плоскости, отсчитываемых вдоль направления наклонной дальности, заданного (9.29), и вдоль азимутального направления, единичный вектор которого равен $\alpha_{11}/|\alpha_{11}|$. Для удобства введем дополнительную систему координат $0' V_1 V_2 V_3$, центр которой совпадает с центром цели. Ось $0' V_1$ ориентирована по направлению вектора α_{11} . Ось $0' V_2$ совпадает с вектором визирования центра цели $\overline{E}_{\varepsilon_p}$, а ось $0' V_3$ перпендикулярна двум другим осям и дополняет систему до правой декартовой. Отметим, что оси $0' V_1$ и $0' V_2$ в общем случае не ортогональны. При произвольном соотношении между модулями и направлениями векторов α_{11} и β_{11} (9.26) можно представить в следующем виде:

$$D_1(0) = \frac{|\beta_{11}|}{|\alpha_{11}|} \left[\frac{\overline{\beta}_{11}}{|\beta_{11}|} \overline{\rho}_z - \frac{\alpha_{10} - \beta_{10}}{|\beta_{11}|} \right] \quad (9.30)$$

Выражение в квадратных скобках определяет азимутальное положение максимума отклика от точки ρ_z цели на изображении для случая (9.27) с той лишь разницей, что в качестве азимутального используется направление вектора $\bar{\beta}_{11}$. Следовательно, изображение, получаемое в системе координат $0', V_1 V_2 V_3$, представляет собой масштабированное по азимутальной оси РЛИ, построенное в другой системе координат. Пространственная ориентация азимутальной оси этой системы координат в общем случае неизвестна.

На рис. 9.2 и рис. 9.3 приведены примеры, иллюстрирующие рассмотренные искажения РЛИ.

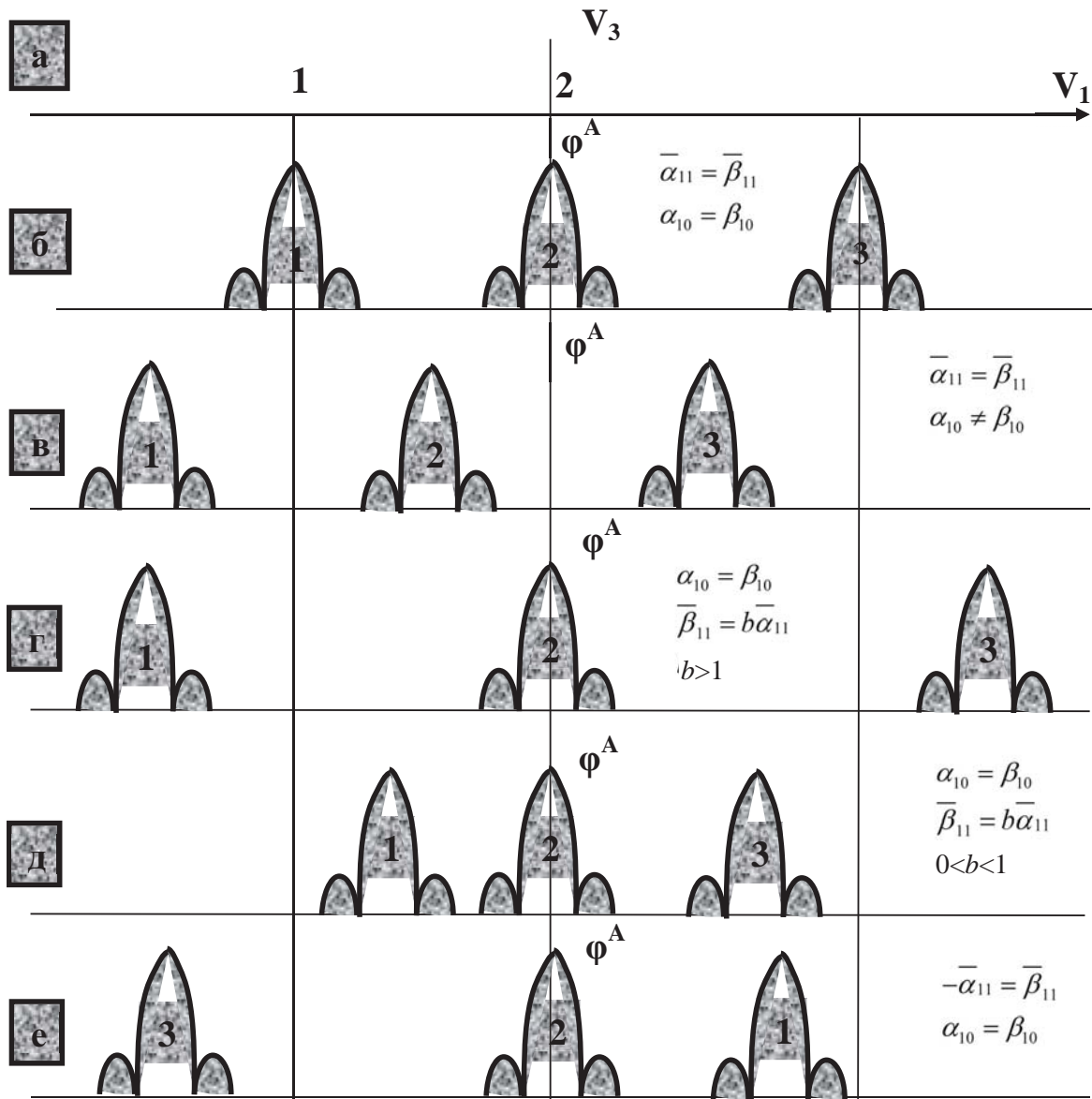


Рис. 9.2. Примеры искажений РЛИ

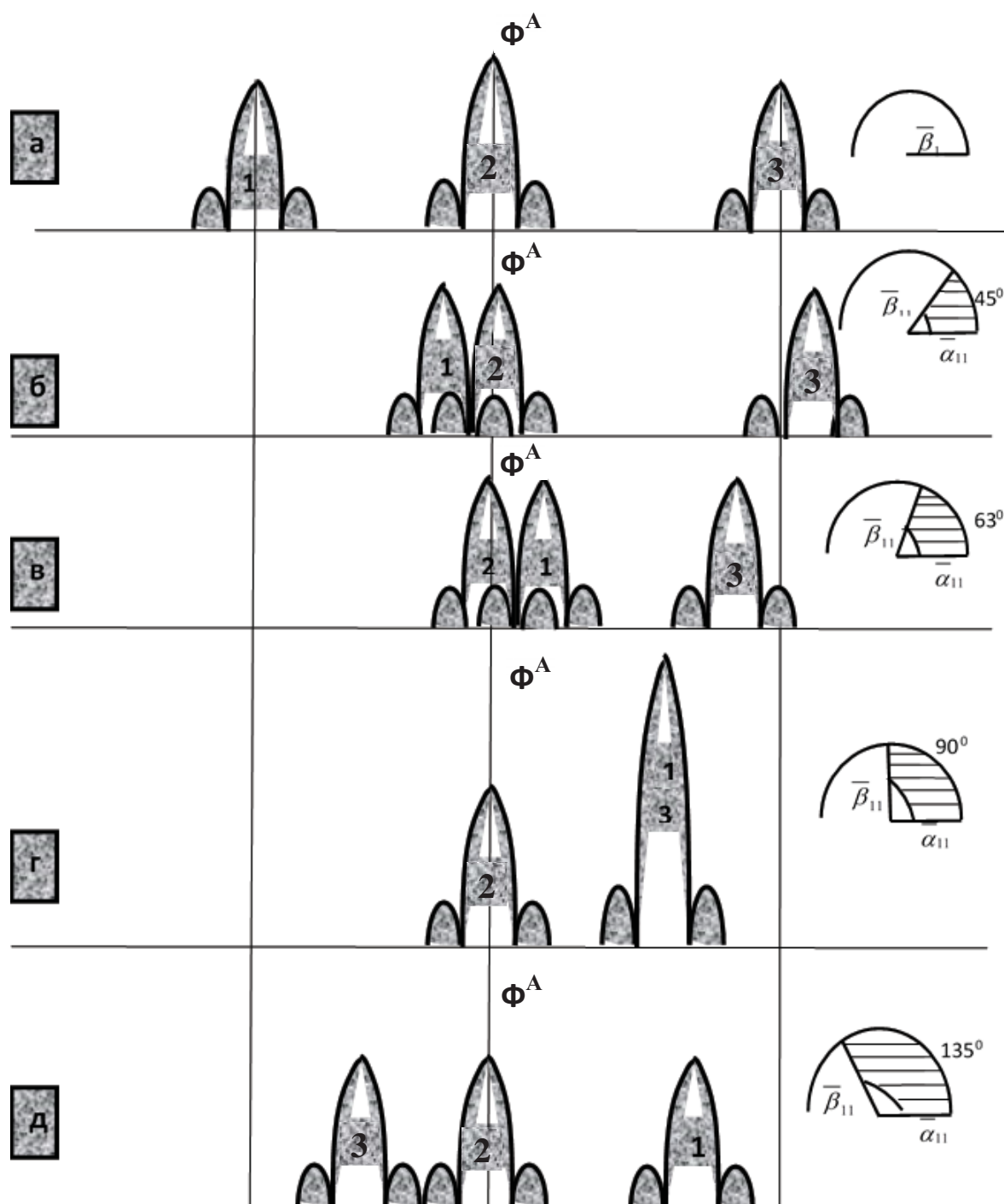


Рис.9.3. Примеры искажений РЛИ при различной ориентации векторов ($|\bar{\alpha}_{11}| = |\bar{\beta}_{11}|$, $\bar{\alpha}_{10} = \bar{\beta}_{10}$)

Предполагается, что цель состоит из трех отражающих точек, расположенных в одном канале дальности. На рис. 3а показано пространственное расположение точек цели в системе координат $0' V_1 V_2 V_3$.

На последующих рисунках показаны азимутальные сечения модулей функции неопределенности (9) для каждой из точек цели при различных соотношениях между α_{11} , $\bar{\beta}_{11}$, α_{10} и β_{10} .

Обратимся теперь к общему виду функции $\varphi_p^A(\rho_x, \rho_z)$ (11) и кратко рассмотрим, как отражается на свойствах РЛИ несоблюдение условий (13). Невыполнение (12), как следует из (11) приводит к расфокусировке откликов всех отражающих точек на изображении. Кроме того, происходит снижение максимума главного лепестка отклика. Нарушение неравенства (13) вызывает дополнительную расфокусировку. В наибольшей степени ей подвержены изображения точек, удаленных от центра цели.

Из сказанного выше следует, что к числу основных видов искажений РЛИ относятся:

- смещение изображений вдоль азимутальной оси,
- снижение разрешающей способности за счет расфокусировки,
- изменение взаимного расположения откликов от «блестящих точек» цели на изображении из-за несоблюдения равенства

$$\bar{\alpha}_{11} = \bar{\beta}_{11} \quad (9.31)$$

Первые два вида искажений достаточно хорошо известны [1, 2]. В ряде случаев удастся найти способы уменьшения их влияния [2, 3]. Значительно более сложной представляется ситуация снижения третьего вида искажений. К нарушению условия (9.31) ведет незнание вектора собственной скорости цели относительно поверхности вектора угловой скорости вращения ПРЦ в момент ее наблюдения.

Следовательно, собственное поступательное движение цели приводит к небольшим (порядка десятых долей процента) изменениям составляющих вектора $\bar{\beta}_{11}$. В то же время вращение ПРЦ может приводить к изменению компонент этого вектора в 10 и более раз. Таким образом, вращение цели является одним из самых существенных факторов, приводящих к искажению РЛИ.

В тех случаях, когда в модели отражающих НК присутствуют «мнимые блестящие точки», искажения РЛИ при наличии известной угловой скорости вращения имеют более сложный характер. Это связано с тем, что при вращении цели движение этих точек существенно отличается от движения самой цели. «Мнимые» точки образуют как бы отдельное жесткое тело, вектор угловой скорости которого в основной системе координат имеет вид:

$$\overline{\omega} = \{-\omega_1, -\omega_2, -\omega_3\},$$

тогда как для самой цели

$$\overline{\omega} = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$$

В результате вектор $\overline{\beta}_{11}$ для «мнимых» точек может быть ориентирован в пространстве иначе, чем для остальной части цели. Итоговое изображение при этом представляет собой сумму двух РЛИ (самой цели и ее «мнимой» части), искаженных в равной степени.

В качестве иллюстрации проведенного анализа свойств РЛИ ниже рассмотрены изображения, полученные путем моделирования на ЭВМ без учета аддитивного шума радиолокационного тракта. При этом использовалась гипотетическая модель цели, состоящая из 11 «блестящих» точек без диффузионной составляющей. Координаты точек в системе координат, оси которой параллельны осям системы $0 X_1 X_2 X_3$, приведены в таблице 9.1, а их пространственное положение показано на рис 9.4. Точки с 8-й по 11-ую являются «мнимыми», о чем, в частности, свидетельствуют отрицательные значения высот (координата X_3).

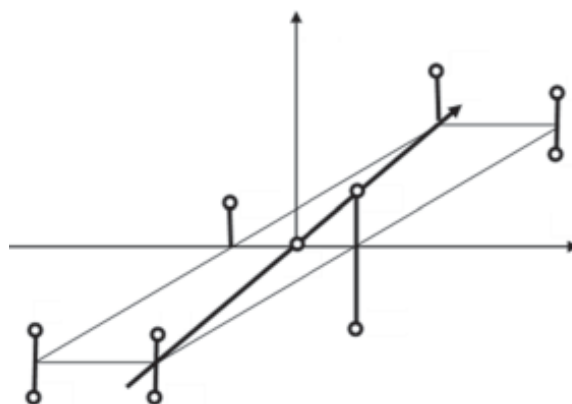


Рис. 9.4. Гипотетическая модель цели

На рис. 9.5 приведена изометрическая проекция модуля комплексного РЛИ описанной цели при отсутствии собственного движения. Изображение занимает девять каналов дальности, сигналы в которых предполагаются статистически независимыми. Отклики всех точек пронумерованы. Высота пролета составляет 1000 км, горизонтальная дальность до цели 500 км. Как и следовало ожидать, азимутальное положение «мнимых точек» совпадает с положением порождающих их «блестящих точек».

Таблица 9.1.

Номер точки	$X_{1(м)}$	$X_{2(м)}$	$X_{3(м)}$
1	0	100	15
2	100	100	15
3	-50	0	30
4	0	0	0
5	50	0	30
6	-100	-100	15
7	0	-100	15
8	100	100	-15
9	50	0	-30
10	-100	-100	-15
11	0	-100	-15

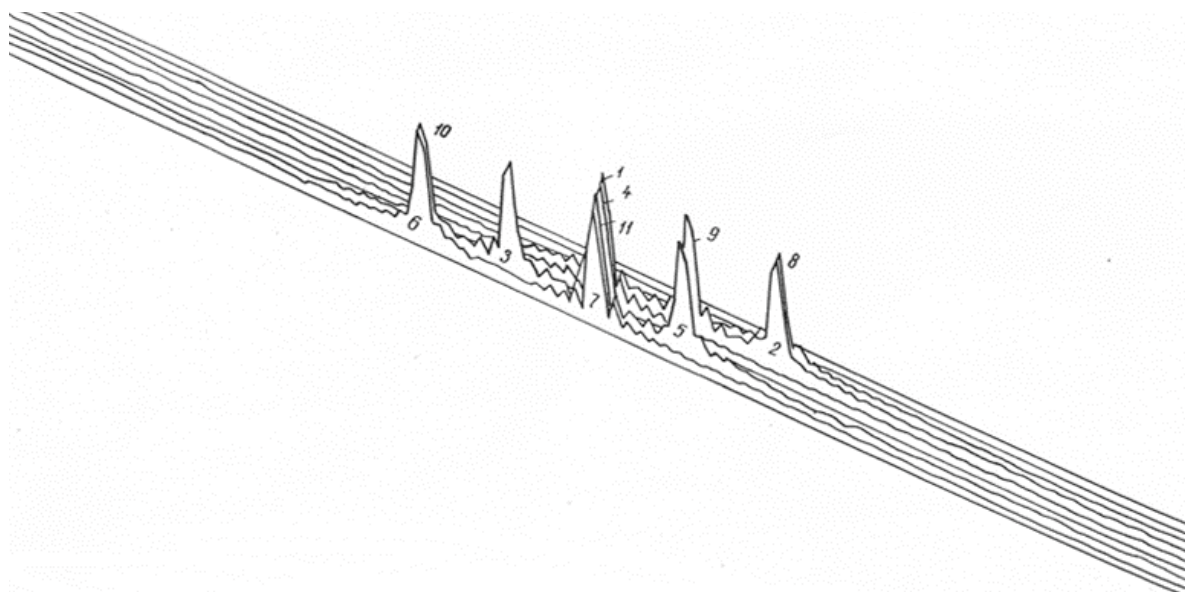


Рис. 9.5. РЛИ цели без вращения

На рис. 9.6 показано изображение той же цели при наличии вращения вокруг оси OX_1 с угловой скоростью 10 мрад/с. При этом центральная точка цели своего положения не изменила. Остальные «блестящие точки» удалились от центра пропорционально своим истинным координатам. Смещение «мнимых точек» имеет противоположенное направление. В результате этого структура изображения оказывается сильно искажена.

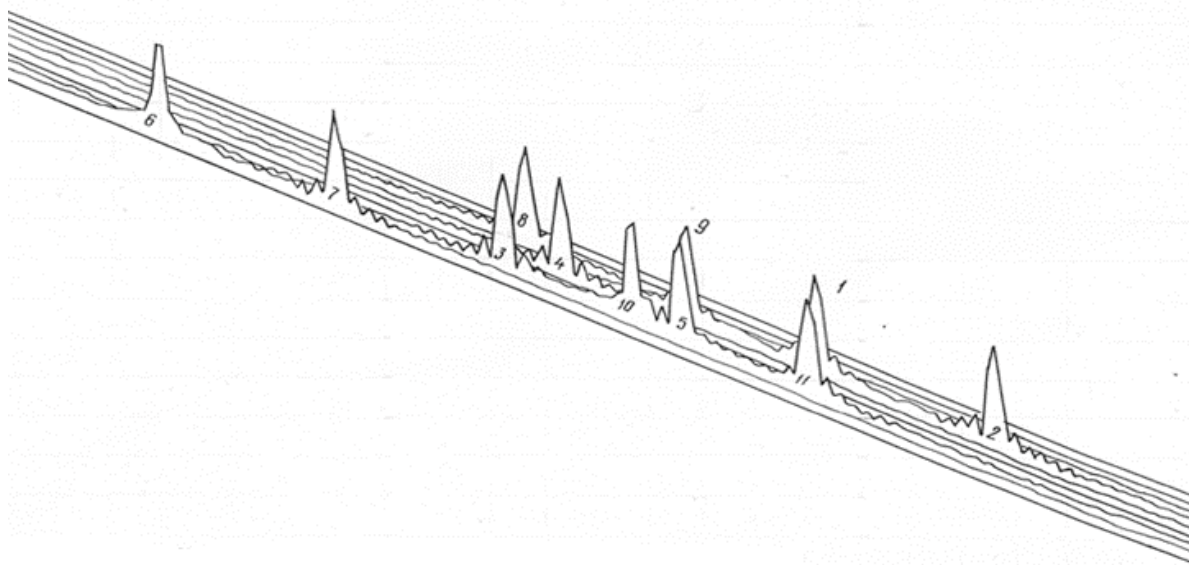


Рис. 9.6. РЛИ цели при вращении

Литература к главе 9

1. Радиолокационные станции обзора Земли / Г.С. Кондратенков, В.А. Потехин, А.П. Реутов, Ю.А. Феоктистов; под ред. Г.С. Кондратенкова. – М.: Радио и связь, 1983. – 271 с.
2. Curlander J.C., Wu C., Pang A. Automated preprocessing of spaceborne SAR data / @Int. Geochi and remote Sens. Symp. (IGARSS'82) Munich, Juni 1-4, 1982, Dig Vol. 2". N.Y., 1982, FA1.3/1 FA 1/3/6&.
3. Wu K.H., Vant M.R. A SAR focusing technique for imaging targets with random motion. @Proc. IEEE Nat. Aerosp. and Electron. Conf. NAECON, Dayton, 21-25 May, 1984, vol. 1" York, N.Y., 1984 p. 289-295 New.

10. АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСЧЕТА КАРТ КОГЕРЕНТНОСТИ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКИХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ПАР

10.1. Введение

Процедуры комплексирования решений о классе наблюдаемого объекта предполагают формирование нескольких статистически независимых РЛИ, полученных каждым отдельным космическим аппаратом. В этой связи актуальной становится задача оценки коррелированности (когерентности) различных РЛИ. Названная оценка позволяет выработать требования к пространственному и временному размещению спутников таким образом, чтобы получить необходимое количество статистически независимых РЛИ одного и того же участка поверхности, что в итоге позволит оптимальным образом объединить решения, полученные отдельными решающими устройствами, размещёнными на разных ЛА.

Карта когерентности представляет собой поле коэффициентов корреляции интерференционной пары и характеризует степень отклонения абсолютной фазы от истинного значения, вызванные действием фазового шума и флуктуаций сигнала, отраженного от различных участков земной поверхности [33]. Карты когерентности дают возможность выполнить сегментацию зон земной поверхности в зависимости от свойств находящихся на ней объектов. Они широко применяются в самых разных задачах, решаемых системами радиолокационного дистанционного зондирования Земли, в частности градостроительстве, мониторинге чрезвычайных ситуаций и экологической обстановки [4, 49]. Кроме того, карты когерентности позволяют судить о характеристиках спутниковой системы, атмосферных и погодных условиях, свойствах радиолокационного сигнала и земной поверхности и, в конечном счете, о качестве создаваемых на основе данных РСА таких продуктов, как цифровые модели рельефа (ЦМР) [5, 19, 28].

Значения яркостей элементов карты когерентности могут принимать значения в диапазоне $[0, 1]$, причем значение 0 соответствует полной независимости, значение 1 – абсолютной когерентности

соответствующих элементов земной поверхности [2]. Условно принято дифференцировать элементы карты когерентности на три класса: зоны с низкой когерентностью, соответствующие темным областям на полученном изображении, зоны с высокой когерентностью, соответствующие светлым областям, и зоны с промежуточными значениями когерентности, соответствующие серым областям.

Пример фрагмента карты когерентности показан на рис. 10.1. Построение выполнено на основе данных ALOS PALSAR [36], территория Свердловской области. На изображении хорошо видна сегментация участков с разной когерентностью, соответствующих различным типам подстилающей поверхности. Зона с низкой когерентностью (темные участки) соответствует гидрографии, зона со средней когерентностью соответствует лесной растительности, транспортным коммуникациям и застройкам, зона с высокой когерентностью (светлые участки) соответствует луговой растительности и некоторым объектам инженерной инфраструктуры.



Рис. 10.1. Пример карты когерентности. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

10.2. Построение карт когерентности

Построение карт когерентности производится на этапе создания интерферограммы РСА. При традиционном подходе каждый ее элемент рассчитывается как коэффициент корреляции между значениями первого (опорного) и второго (вспомогательного) снимков РСА. Классический метод построения карт заключается в процедуре перемножении первого изображения интерферометрической пары на второе, комплексно-сопряжённое самому себе [8, 52, 57, 77]:

$$\gamma = \frac{|E(Z_1 \cdot Z_2^*)|}{\sqrt{E(Z_1 \cdot Z_1^*)^2 \cdot E(Z_2 \cdot Z_2^*)^2}}, \quad (10.2.1)$$

где E – оператор взятия среднего по пространственной выборке;

$*$ – оператор комплексного сопряжения;

Z_1, Z_2 – радиолокационные изображения опорного и вспомогательного сигналов соответственно.

В ряде источников в числителе не указывается знак модуля, тогда под величиной γ понимается комплексная когерентность, в этом случае оценка когерентности вычисляется как модуль комплексной величины [52].

Применительно к дискретному сигналу используется выражение следующего вида [34, 77]:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Z_1(x, y) \cdot Z_2^*(x, y) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_1(x, y)|^2 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_2(x, y)|^2}}, \quad (10.2.2)$$

где M, N – размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно.

Если в задачах интерферометрии радиолокационных изображений размеры элементов разрешений по дальности и азимуту приводятся к единому значению, то и при построении карт когерентности полагается, что $N = M$. Проблема выбора размеров окон в задачах обработки изображений в радиодиапазоне при условии, что $M \neq N$, подробно изложена в [72].

В ряде случаев используется выражение следующего вида [28, 39, 52, 57]:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_i^L Z_1(i) \cdot Z_2^*(i) \right|}{\sqrt{\sum_i^L Z_1^2(i)} \cdot \sqrt{\sum_i^L Z_2^2(i)}}. \quad (10.2.3)$$

В этом случае под величиной L понимается количество независимых отсчетов при дискретизации РЛИ, с математической точки зрения значение L приблизительно соответствует произведению размеров области [34]. Такой подход к описанию выражения для оценивания когерентности удобен с точки зрения статистической оценки качества карт когерентности в зависимости от количества пикселей в области усреднения. В частности, в работах [29, 34, 52, 64] на основании модельных данных показано, что смещение оценки когерентности в выражении (10.2.3) обратно пропорционально величине L .

10.3. Анализ формулы для расчета карт когерентности

Оценка функции корреляции исследована в различных источниках [69, 76]. В тоже время, вопрос об ее использовании применительно к двумерным цифровым сигналам, получаемым при радиолокационной интерферометрической съемке пока остается открытым. В частности, нет единых рекомендаций (либо они слабо обоснованы) по выбору размера окон усреднения, также отсутствуют какие-либо оценки влияния топографической фазы на итоговые карты когерентности. Наиболее полной оценкой качества полученной карты когерентности в последнем случае может служить зависимость следующего вида:

$$\hat{\gamma} = \hat{\gamma}(\Delta h), \quad (10.3.1)$$

где величина Δh представляет собой некий параметр, линейно связанный с реальным рельефом на местности. Причины низких значений величин когерентности заключаются в том, что на такого рода областях шумовая составляющая интерференционного сигнала превосходит топографическую составляющую, связанную собственно с рельефом местности и его характеристиками. Так, при отсутствии перепадов рельефа будет присутствовать исключительно шумовая составляющая, зависящая от свойств подстилающей поверхности, что может быть использовано в задачах классификации и сегментации

изображений местности [53]. Если же присутствует значительное изменение высоты рельефа, то задача классификации усложняется, поскольку невозможно напрямую разделить разные причины возникновения шума по величине когерентности на изображении. Два обозначенных случая наглядно показаны на рис. 10.2.

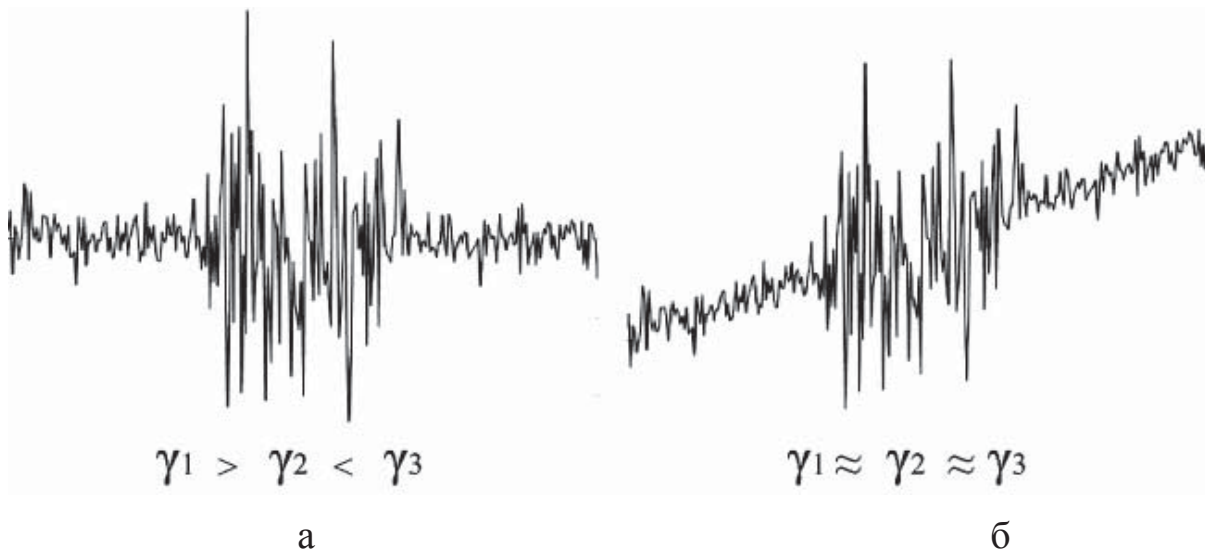


Рис. 10.2. Иллюстрация влияния уклона на величину когерентности при разных формах рельефа: отсутствию (а) и наличию (б) перепадов высот

Для оценки адекватности используемой формулы для создания карт когерентности имеет смысл построить график зависимости СКО измеренной фазы от эталонной ЦМР, преобразованной к значениям фаз. При оценивании рельефа местности высота элемента рельефа в бортовой систем координат будет прямо пропорциональна абсолютной фазе с точностью до множителя $\frac{H_a}{4\pi}$, где H_a – высота неоднозначности интерференционной картины, которая соответствует перепаду рельефа, вызывающему поворот фазы на интерферометрической картине на величину 2π (рис. 10.3). Таким образом, становится возможным сопоставление эталонного рельефа, полученного, например, по данным полевых наблюдений, и съемочных данных РСА.

Представим явным образом зависимость СКО измерения высот от величины когерентности. Из [28,77] следует, что СКО по фазе связано с когерентностью следующим образом:

$$\sigma_\varphi \approx \frac{1 - \gamma^2}{2\gamma^2}.$$

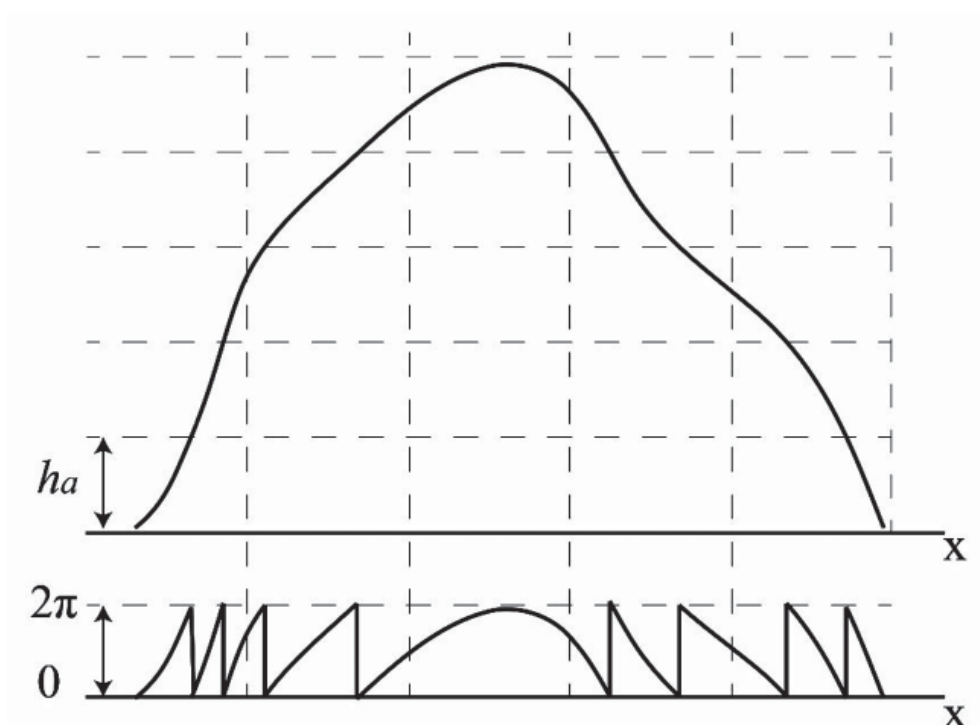


Рис. 10.3. К вопросу о высоте неоднозначности рельефа при процедуре построения карт когерентности

С другой стороны, СКО по фазе может быть выражено через СКО по высоте:

$$\sigma_h = \frac{\lambda R \operatorname{tg} \theta}{4\pi B} \sigma_\varphi ,$$

где λ – рабочая длина волны спутника;

R – наклонная дальность;

B – интерферометрическая база;

θ – угол бокового обзора.

Таким образом, итоговое выражение для зависимости СКО высоты от когерентности:

$$\sigma_h \approx \frac{\lambda R \operatorname{tg} \theta}{4\pi B} \cdot \frac{1 - \gamma^2}{2\gamma^2}.$$

С учетом того, что для выделенной пары радиолокационного изображения спутника значения λ , R , B и θ суть являются константами, можно получить примерный вид зависимости СКО по высоте от когерентности (рис. 10.4).

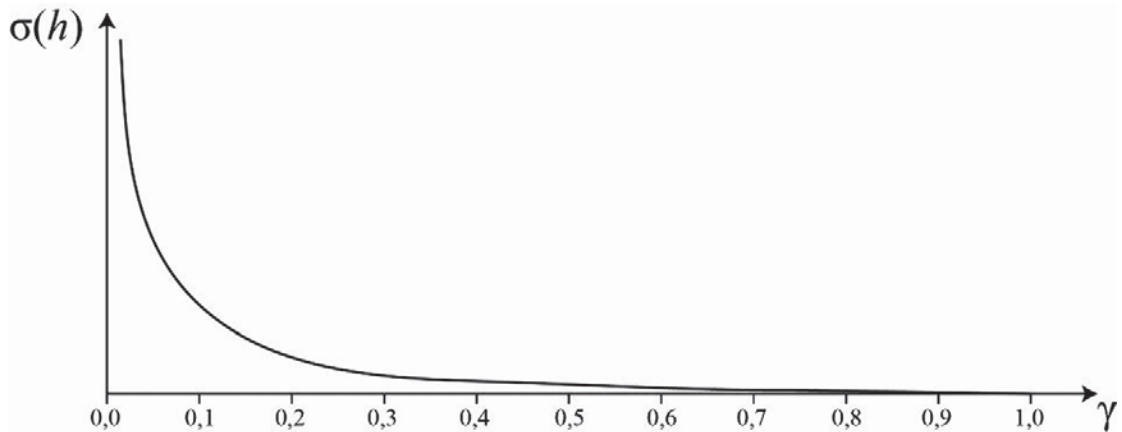


Рис. 10.4. Теоретическая зависимость СКО высоты от величины когерентности

Таким образом, именно СКО отклонений эталона и может служить мерой адекватности получаемых значений когерентности. При этом эксперимент может быть реализован следующим образом: на первом этапе происходит разбиение всевозможных значений когерентности из диапазона $[0, 1]$ на некоторое количество равных промежутков (10–50). На следующем этапе на интерферограмме находятся величины когерентности, соответствующие этому промежутку, и далее производится расчет СКО для найденных точек. После чего может быть получена зависимость интересующего нас вида. В идеальном случае характер кривой должен удовлетворять гиперболическому закону, поскольку СКО фазы будет обратно пропорционально величине когерентности. Иллюстрация к расчету на одном промежутке представлена на рис. 10.5. По степени отклонения зависимости от идеальной и можно судить о приемлемости используемого выражения для построения карты когерентности.

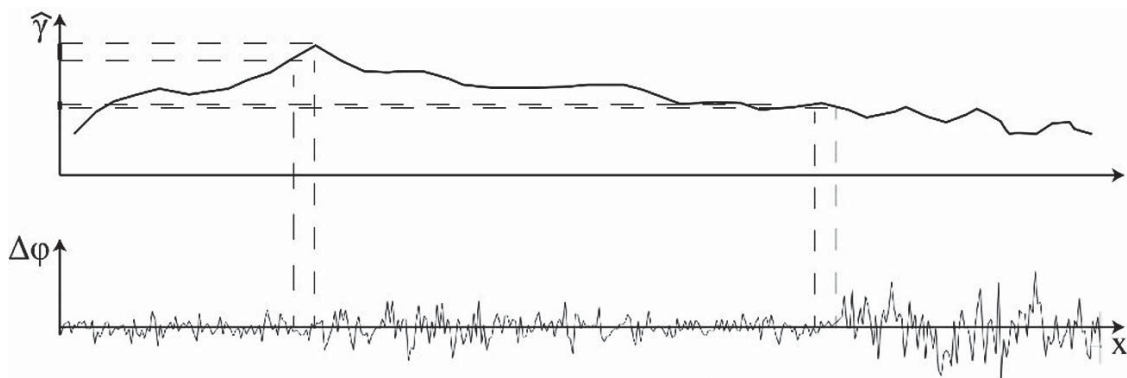


Рис. 10.5. Иллюстрация алгоритма расчета СКО от величины когерентности

Для выявления минимально необходимого размера области усреднения N , используемой при построении карт когерентности, построим график зависимости величины смещения $d\hat{\gamma}$ при нулевой корреляции от размера области усреднения. Размер окна области усреднения играет роль объема выборки, используемой при расчете коэффициента корреляции. За счет конечности выборки при построении карт когерентности может возникать смещение оценки корреляции, причем величина смещения будет расти с уменьшением когерентности и достигать максимальных значений в нуле.

Для расчетов использованы тестовые изображения, представленные на рис. 10.6. Изображение (а) соответствует плоской местности без перепадов рельефа, изображение (б) соответствует местности со ступенчатым перепадом рельефа, что моделирует обрыв и ряд элементов инфраструктуры. Изображение (в) соответствует местности с линейно изменяющимися уклонами, что моделирует участок с холмистой местностью. Тестовые изображения объединены с гауссовым шумом посредством операции комплексного умножения. Размер окна усреднения изменяется в пределах от 3 до 65 элементов.

Результаты представлены на рис. 10.7.

Как видно из рис. 10.7, все три зависимости идентичны друг другу, что свидетельствует об отсутствии влияния рельефа местности на смещение оценки когерентности в нуле. Для классического способа построения когерентности минимальным расчетным значением окна усреднения является размер окна 11 элементов, при меньших значениях смещение оценки когерентности превышает 0,1, что может негативно сказаться на интерпретации выходного продукта. Все зависимости имеют форму гиперболической кривой, медленно сходящейся к нулевому значению, что соответствует классическим представлениям о зависимости оценки смещения от размера окна [69].

В случае ненулевой когерентности оценка когерентности $d\hat{\gamma}$ при изменении размеров окон усреднения должна сходиться к ее истинному значению [69]. Для проверки этого факта выполнены расчеты названной зависимости при фиксированной ненулевой когерентности (0,5 и 0,9), результаты приведены на рис. 10.8 и 10.9 для всех трех типов моделей рельефов, приведенных рис. 10.6. Условия моделирования аналогичны условиям для опыта с нулевой когерентностью.

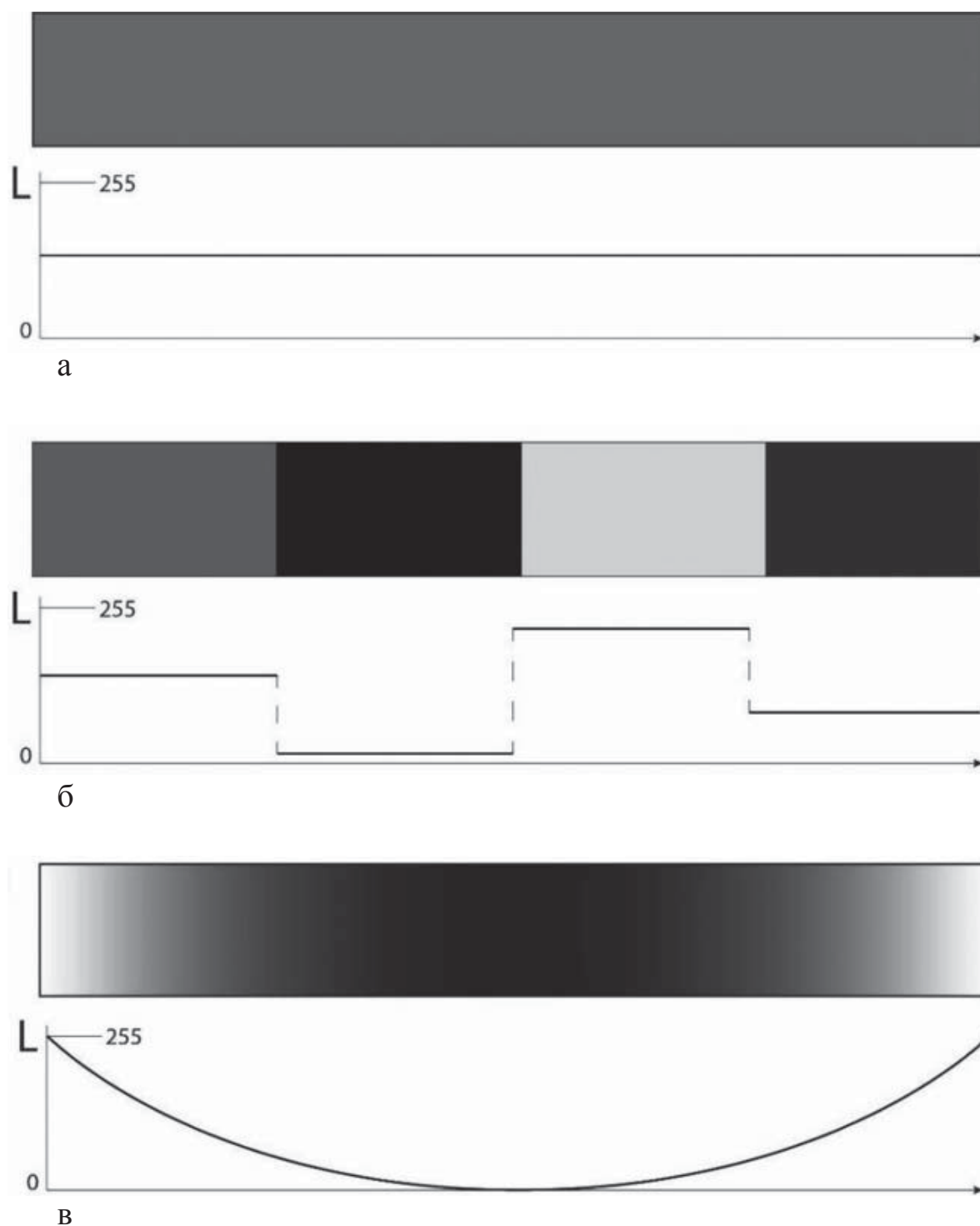


Рис. 10.6. Тестовые изображения для исследования классического метода построения карт когерентности и их горизонтальные профили:
а – изображение имитирует отсутствие рельефа на поверхности;
б – изображение имитирует ступенчатый рельеф;
в – изображение имитирует параболический рельеф

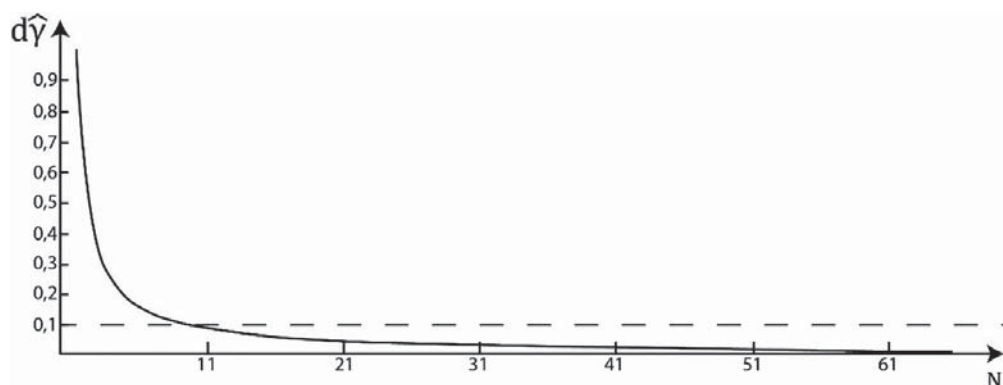


Рис. 10.7. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным нулю. Результаты для всех трех тестовых изображений выражаются одной кривой

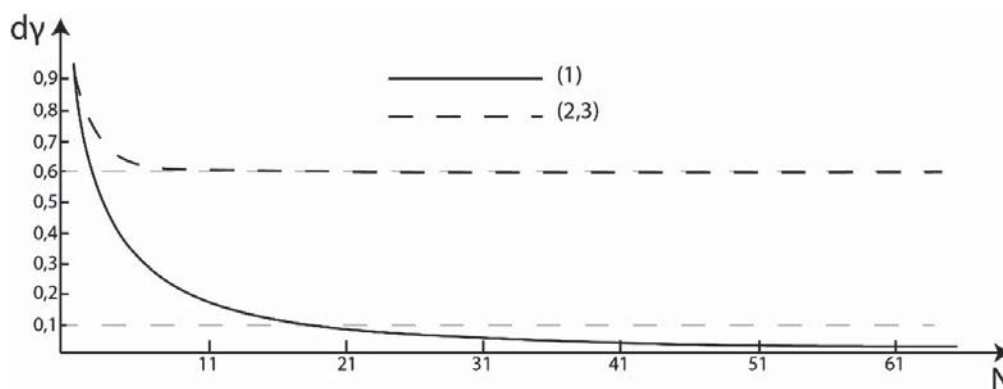


Рис. 10.8. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным 0,5.
Линия (1) соответствует параболическому рельефу;
линия (2) – плоскому рельефу; линия (3) – ступенчатому рельефу

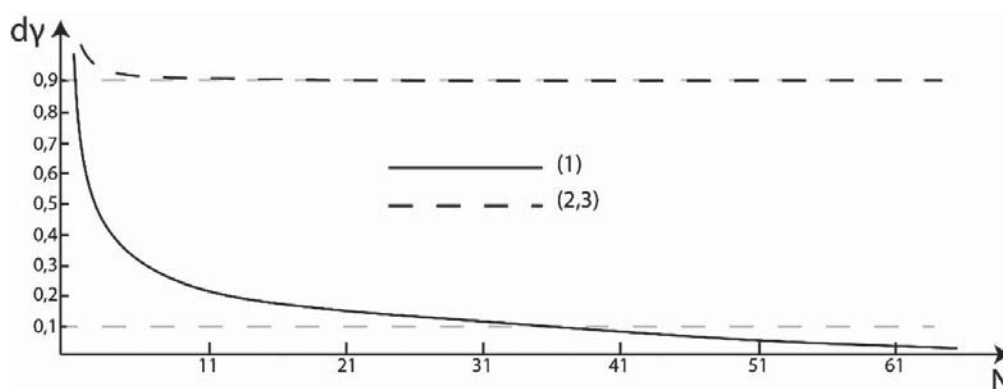


Рис. 10.9. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным 0,9.
Линия (1) соответствует параболическому рельефу;
линия (2) – плоскому рельефу; линия (3) – ступенчатому рельефу

Из рис. 10.8 и 10.9 видно, что в случае плоского и ступенчатого рельефов зависимость $d\hat{\gamma} = d\hat{\gamma}(N)$ сходится к истинному значению когерентности, в то время как для рельефа параболической формы оценка смещения когерентности спадает к нулевому значению. Этот факт связан с тем, что в случае рельефа с протяженными уклонами происходит декорреляция между элементами за счет уклона топографической фазы, что со статистической точки зрения эквивалентно присутствию систематической ошибки во втором изображении относительно первого (рис. 10.10). При этом наличие резких перепадов рельефа слабо влияет на оценку смещения когерентности, поскольку карта уклонов в этом случае состоит из редких случайных выбросов на участке с равномерной яркостью.

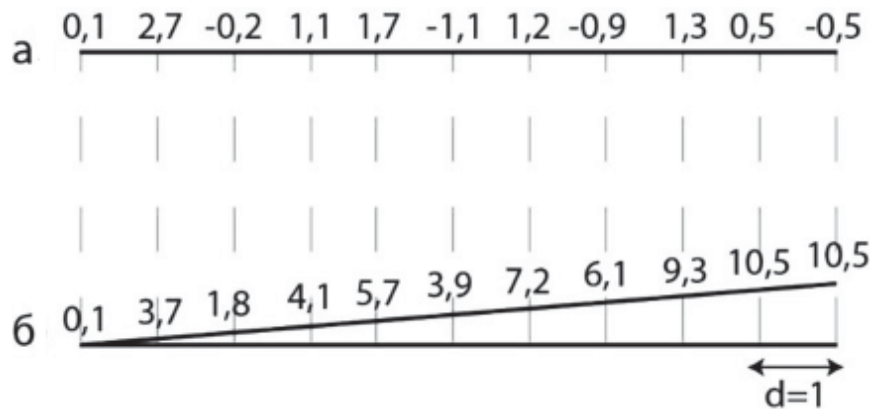


Рис. 10.10. Иллюстрация эффекта декорреляции под влиянием линейного уклона. Приведен пример значений фазы в случае плоского рельефа (а) и рельефа с линейным уклоном (б), шаг уклона равен 1

Необходимо отметить, что при использовании классического выражения в случае нулевой когерентности минимальный размер окна усреднения не зависит от рельефа местности и составляет 11×11 элементов. Различия в поведении зависимости для поверхности с параболическим рельефом при различных значениях исходной когерентности обусловлены различными исходными условиями.

Для анализа поведения оценки по классическому методу выполнен расчет зависимости СКО оценки значения когерентности от варьируемой когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Теоретическое выражение для описания зависимости подобного типа принято приближенно выражать как нижнюю границу Рао-Крамера [44, 53, 69]:

$$\sigma_{\hat{\gamma}} \approx \sqrt{\frac{(1-\gamma^2)^2}{2 \cdot N \cdot M}},$$

где M, N – размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно.

Однако данное выражение является приближенным и хорошо описывает зависимость $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ лишь в области высоких значений корреляции при стремящейся к бесконечности выборке [67–69]. Для более широкого набора входных параметров необходимо учитывать смещенность оценки значения когерентности.

Исходя из классического выражения для построения карт когерентности, зависимость $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ должна быть монотонно убывающей до нулевого значения, что в предельном случае соответствует двум идентичным изображениям. Признаком их идентичности является нулевой разброс между элементами яркости, т. е. СКО = 0. С уменьшением когерентности разница между двумя изображениями РСА пары будет расти, что на практике соответствует росту СКО. В случае нулевой когерентности значение СКО определятся размером выборки, т. е. размером окна усреднения. В практическом применении интересен вопрос влияния рельефа местности на величину СКО оценки когерентности.

При моделировании зависимости $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ оценка СКО выполнена на интервалах когерентности от 0 до 1 с шагом 0,02. В качестве опорных изображений использованы тестовые изображения, приведенные на рис. 10.6. Расчеты выполнены для размеров окон 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51 , усреднение произведено по 600 точкам. Полученные зависимости представлены на рис. 10.11–10–13.

Из рис. 10.11 видно, что расчетная зависимость $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ в случае плоского рельефа в целом подобна теоретической. Графики практически накладываются друг на друга при высоких значениях когерентности, с понижением ее значения оценка $\sigma_{\hat{\gamma}}$ постепенно занижается до значений в 3–5 %. Причина этого эффекта заключается в наличии смещения оценки СКО. Результаты моделирования для плоской и ступенчатой модели рельефов достаточно близки друг к другу, что является результатом слабого влияния локализованных выбросов на соответствующей карте уклонов.

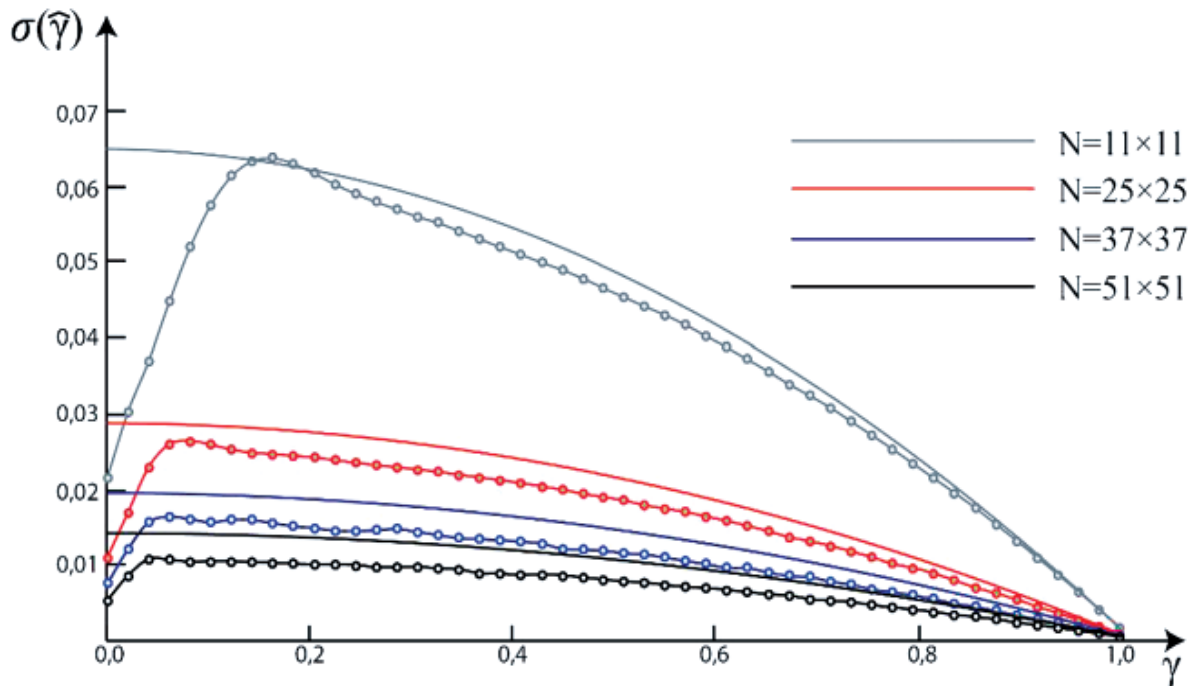


Рис. 10.11. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для плоской модели рельефа (рис. 10.2, а). Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51

Из рис. 10.13 видно, что в случае присутствия рельефа, в отличие от первых двух случаев, зависимость $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ существенно отличается от теоретической. В частности, СКО оценок когерентности при любых размерах окна усреднения показывают существенно завышенное значение при низких значениях когерентности (100 % и более). Это является подтверждением факта влияния топографической фазы на свойства выходной карты когерентности. Для более детального исследования зависимости $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ выполнен расчет при фиксированном размере окна $N = 21$ при разных градиентах уклона рельефа. Для выполнения расчетного эксперимента сгенерированы пять тестовых изображений, перепады яркости которых варьируются от 0 до 240 с интервалом 60 (рис. 10.14). Нарастание когерентности на тестовых изображениях направлено перпендикулярно градиенту уклона рельефа с целью накопления статистики. Усреднение выполнено по 300 точкам. Результат представлен на рис. 10.15.

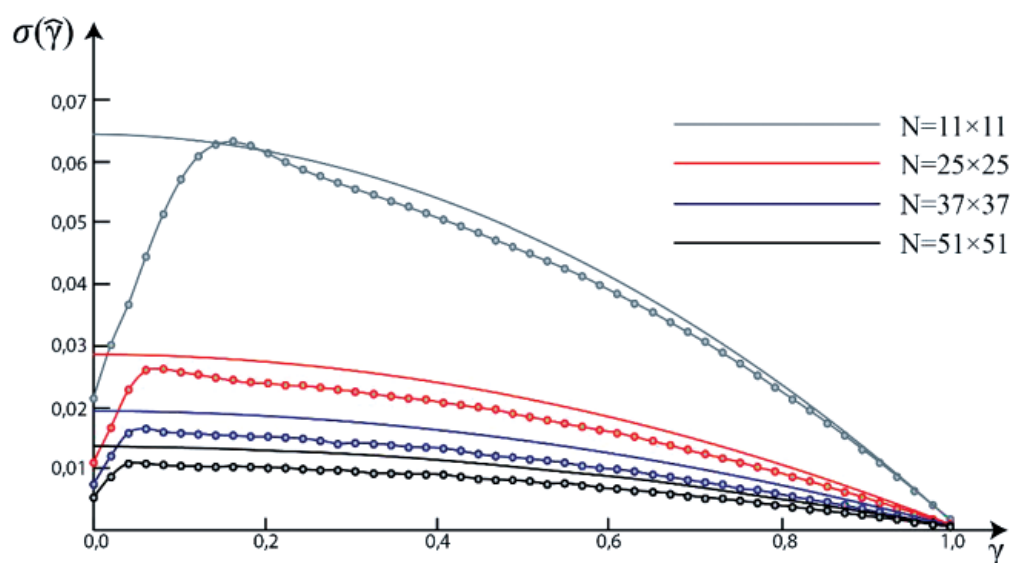


Рис. 10.12. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для ступенчатой модели рельефа (рис. 10.2, б). Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51

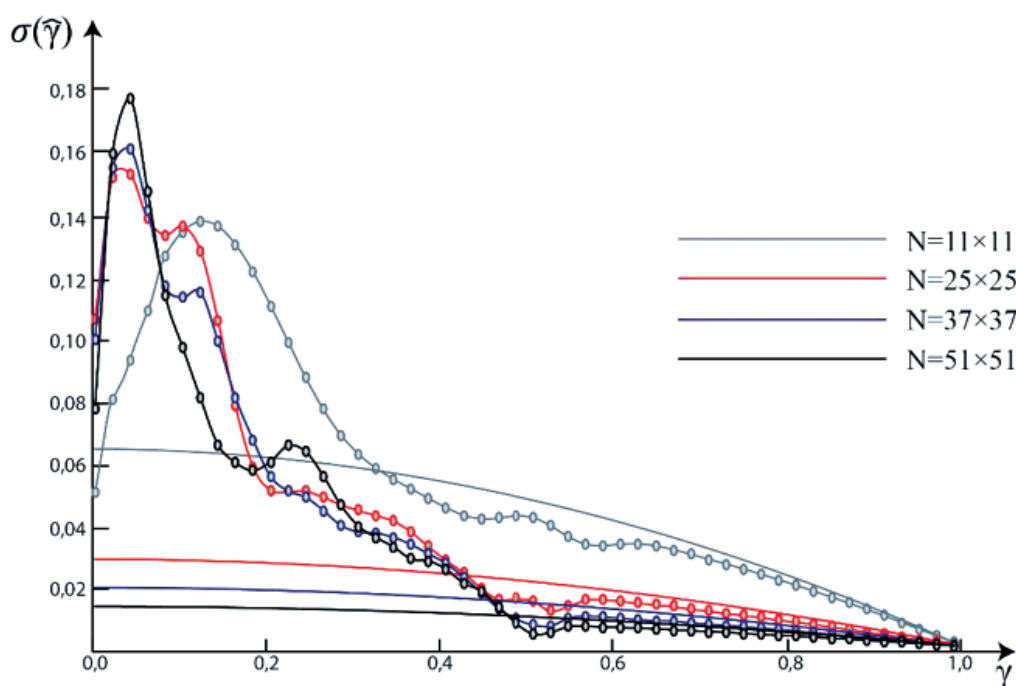


Рис. 10.13. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для параболической модели рельефа (рис. 10.2, в). Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51

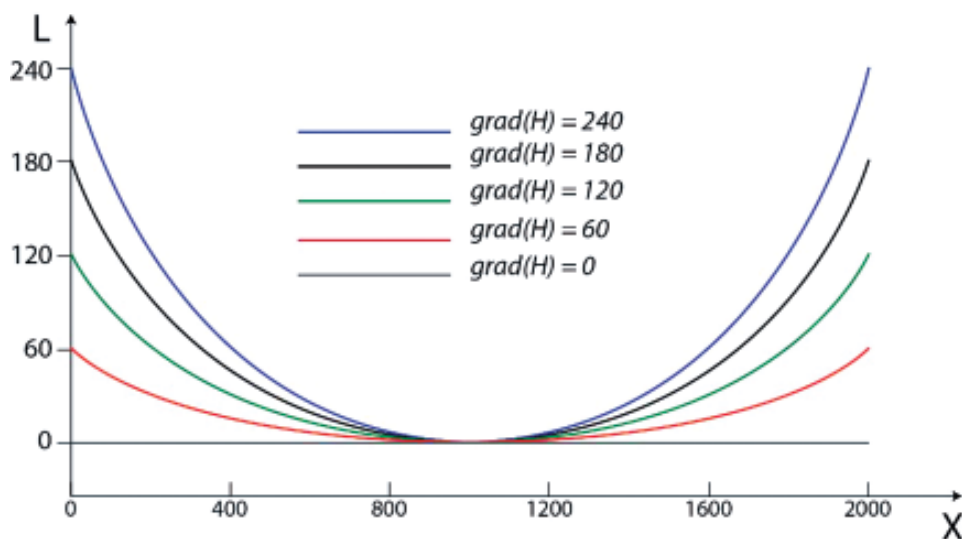


Рис. 10.14. Профили тестовых изображений:
 X – положение координат пикселя вдоль горизонтального направления,
 L – значение яркости пикселя на изображении,
 $grad(H)$ – градиент уклона рельефа соответствующего изображения

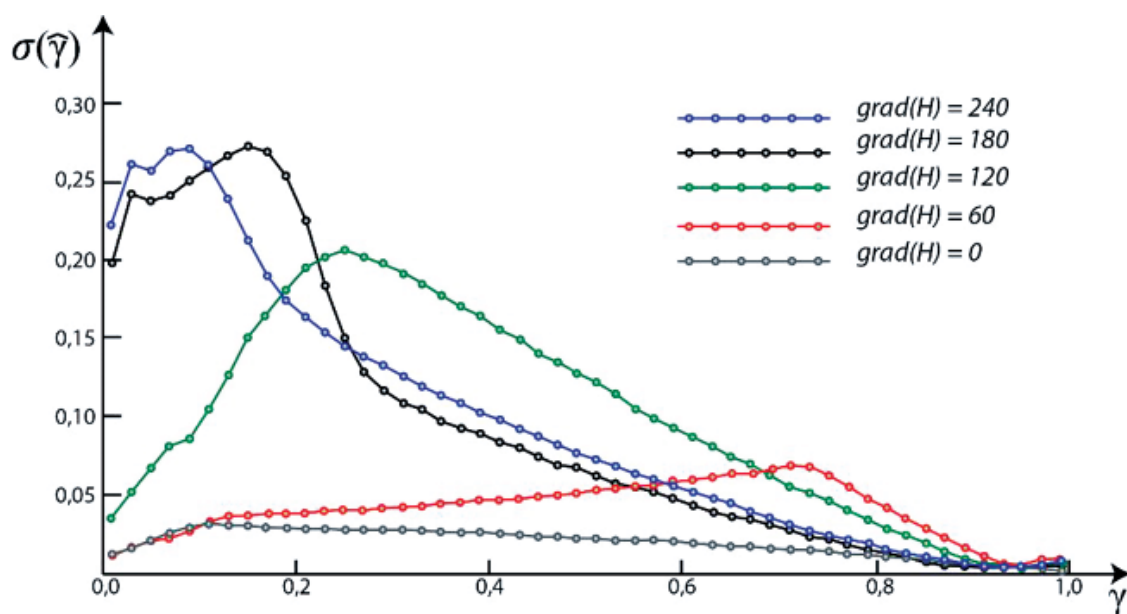


Рис. 10.15. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности при различных градиентах склона рельефа.
 Размер окна усреднения составляет 21×21

Из рис. 10.15 видно, что зависимость СКО оценок когерентности от величины когерентности существенно отклоняется от теоретической даже при небольших перепадах рельефа. По мере нарастания

когерентности возникают скачки СКО, причем абсолютная величина СКО тем больше, чем сильнее выражен уклон рельефа. Таким образом, можно сделать вывод, что присутствие существенного рельефа при обработке РСА-пары требует особого подхода к построению карт когерентности.

Также на расчетных зависимостях $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ в случае плоского и ступенчатого рельефов отчетливо выделяются пики спадания – значения по оси абсцисс (рис. 10.11–10.12), которые отделяют область резкого спадания значения СКО. Аналогичные структуры присутствуют и на зависимостях с выраженным рельефом, однако интерпретация их более сложна в связи с присутствием искажений, вносимых непосредственно рельефом (рис. 10.13, 10.15). Положения пика спадания ($\arg \max(\gamma)$) при различных величинах области усреднения представлены на рис. 10.16. Расчеты выполнены при плоском рельефе (рис. 10.6, а), усреднение произведено по 600 точкам. Для наглядности по оси абсцисс показан диапазон от 0 до 0,3.

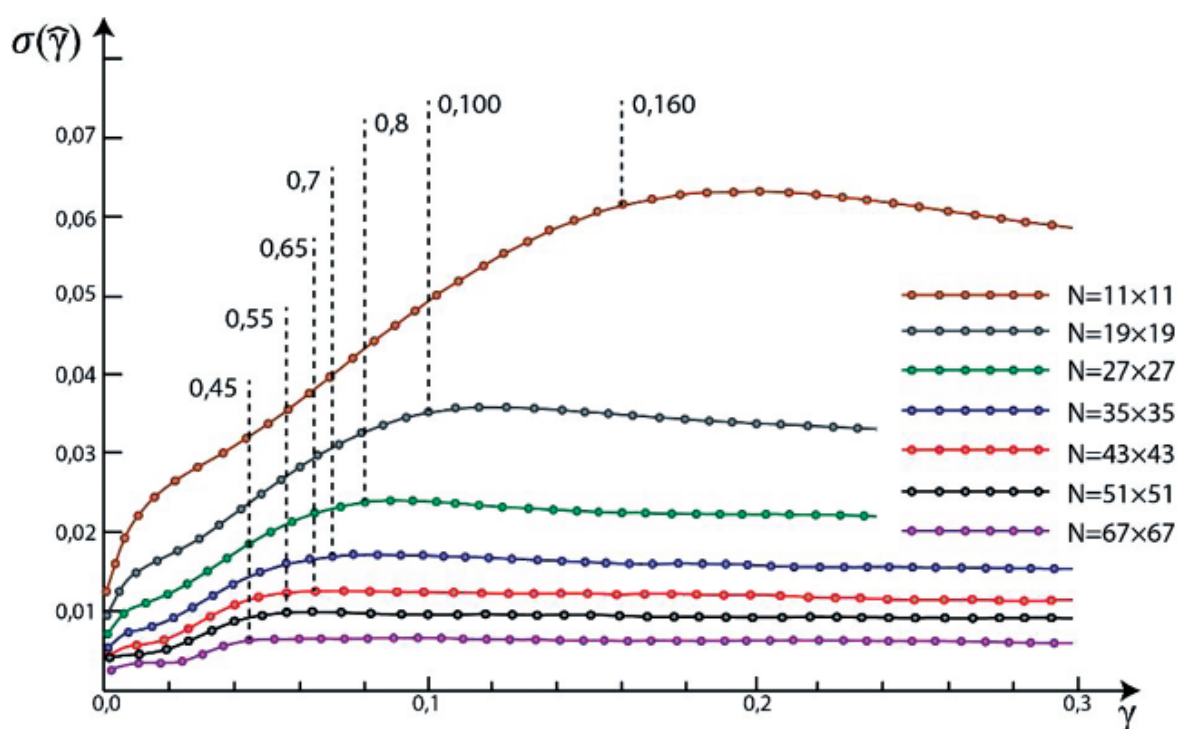


Рис. 10.16. Положения пика оценки когерентности в зависимости от размера области усреднения. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 19×19 , 27×27 , 35×35 , 43×43 , 51×51 , 67×67 . Вертикальными пунктирными линиями положения пика спадания $\arg \max(\gamma)$

Эффект, представленный на рис. 10.16, объясняется наличием смещения оценки когерентности в области ее низких значений (рис. 10.7). Положение пика спада $\arg \max(\gamma)$ зависит от размера окна: чем меньше размер окна, тем дальше от начала координат расположен пик, что обусловлено уменьшением СКО оценки когерентности при увеличении объема выборки. Поэтому область значений яркости на выходной карте когерентности, соответствующей множеству значений когерентности, расположенной до пика спада расчетных значений СКО оценки когерентности $\arg \max(\gamma)$, является некорректной и подлежит удалению из выходного продукта. При этом, как следует из рис. 10.15, наличие рельефа не влияет на положение пика спада, а лишь на значение его абсолютной величины. Обобщение полученных результатов представлено в табл. 10.1.

Т а б л и ц а 10.1

Зависимость положения пика спада когерентности
и смещения оценки когерентности
при нулевом значении от размера окон скольжения

N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$	N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$	N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$
11	0,081	0,160	31	0,030	0,070	51	0,019	0,055
13	0,069	0,145	33	0,028	0,070	53	0,018	0,055
15	0,060	0,130	35	0,027	0,070	55	0,018	0,055
17	0,053	0,115	37	0,025	0,065	57	0,017	0,050
19	0,048	0,100	39	0,024	0,065	59	0,017	0,050
21	0,043	0,095	41	0,023	0,065	61	0,016	0,050
23	0,040	0,090	43	0,022	0,065	63	0,014	0,050
25	0,037	0,085	45	0,021	0,060	65	0,014	0,045
27	0,034	0,080	47	0,020	0,060	67	0,013	0,045
29	0,032	0,075	49	0,020	0,055	69	0,013	0,045

Для иллюстрации практического применения табл. 10.1 выполнено моделирование карты когерентности для двух фрагментов РСА-изображений [43]. Расчет проведен при размерах окна усреднения 11×11 , 21×21 , 45×45 . Цветом выделены области со значениями, лежащими ниже значения $\arg \max(\gamma)$.

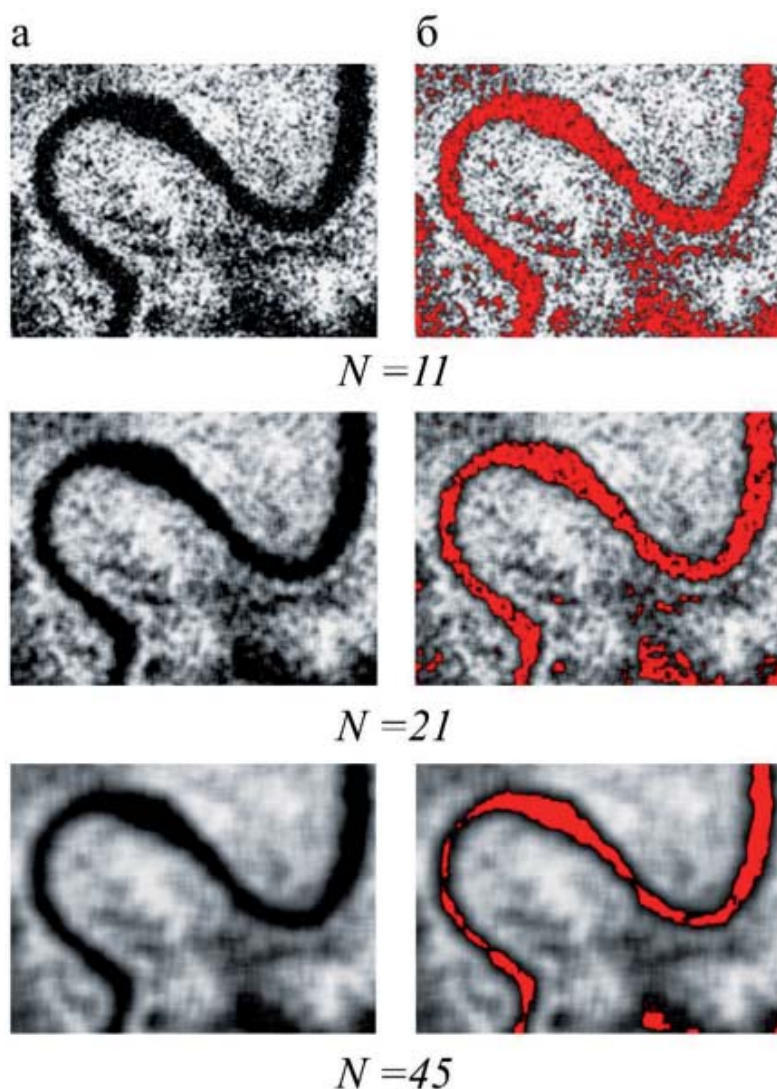


Рис. 10.17. Моделирование карт когерентности фрагмента РСА-пары при различных размерах окна усреднения:

а – карты когерентности; б – области со значением когерентности ниже $\arg \max(\gamma)$ при фиксированном размере окна усреднения

Как видно из рис. 10.17, с ростом размера окна усреднения эффективная площадь карты когерентности увеличивается. При этом возможно построение маски пикселей, которые несут искаженную информацию. Настоящий результат может быть использован в таких задачах обработки РСА-изображений, как создание интерферометрической пары, в задачах фильтрации фазового шума и при классификации космических снимков. Вместе с тем следует отметить, что с ростом размера окна усреднения помимо увеличения эффективной области выходной карты когерентности снижается детальность итогового

продукта. При построении карты когерентности этот эффект скажется на вычислении границ масок, используемых при создании входной ЦМР. Для исследования вопросов влияния размеров области усреднения на итоговую карту когерентности выполнена генерация четырех моделей пространственного распределения когерентности. При этом коэффициент γ является переменной величиной, пропорциональной яркости изображений, показанных на рис. 10.18.

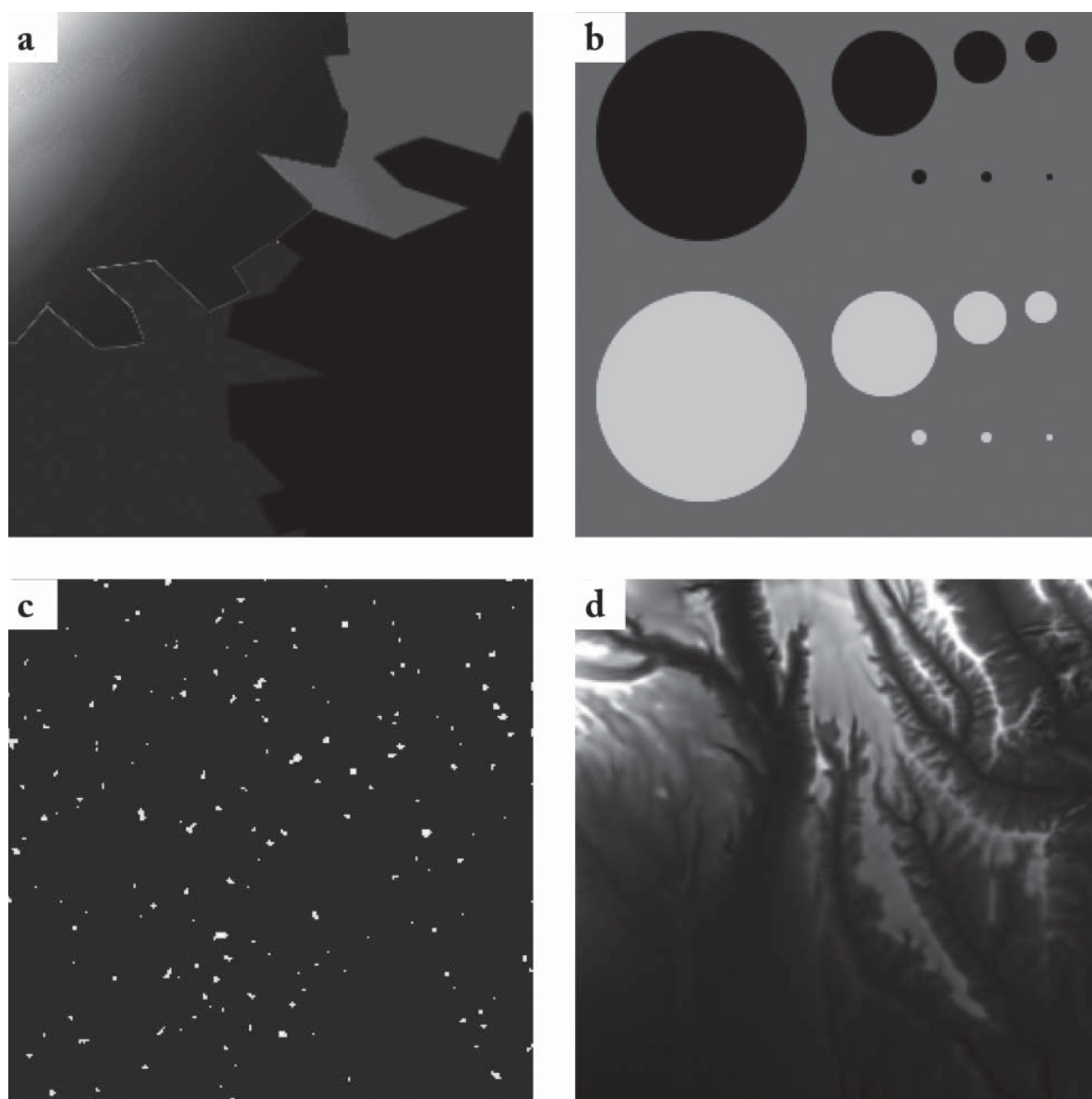


Рис 10.18. Модельные радиолокационные изображения.
Размер изображений 250×250 пикселей, динамический диапазон [0; 255]

Рисунок 10.18, а имитирует резко разграниченные области с различной когерентностью на реальных РЛИ. Построение карты когерентности с различными размерами области усреднения по такому изображению позволяет установить влияние размера окна на корректность отображения контуров. На рис. 10.18, б в порядке уменьшения приведены круглые области радиусами 100, 50, 25, 15, 7, 5, 3 пикселя, построение карты когерентности которых позволит установить минимальный размер чувствительности к области заданного размера. Построение карт когерентности по рис. 10.18, с позволит ответить на вопрос о значимости наличия на поверхности точечных объектов с высокой когерентностью (угловых отражателей). Изображение 10.18, d имитирует реальную местность с плавными перепадами когерентности, построение карты когерентности такой модели даст представление о работе алгоритма к обстановке, близкой к реальности. На рис. 10.19–10.22 приведены карты когерентности при различных размерах областей усреднения, а также их гистограммы.

На рис. 10.19 видно, что четкость контуров, разделяющих области с разной когерентностью, исчезает при использовании любого размера области усреднения. Тем не менее, при относительно небольших размерах окон на основании гистограммы возможна классификация разнородных участков по карте когерентности, причем, чем больше изначальный контраст между различными областями, тем нагляднее видны соответствующие пики на гистограмме. Из рис. 10.20 следует, что области с размерами менее 15 пикселей при обработке интерферометрической пары учитывать нецелесообразно. Кроме того, на крупных областях наблюдаются неоднородные участки, обрамленные ложными контурами, причем с ростом размера окна усиливается контраст между областями. Этот эффект обусловлен шумовым (вероятностным) характером исходных модельных изображений. На рис. 10.21 видно, что точечные объекты с высокой когерентностью неразличимы. Из рис. 10.22 следует, что первоначальная структура исходного изображения становится неразличимой, начиная с размера области усреднения (27×27).

Отсюда можно сделать вывод, что размер окна усреднения в зависимости от требований к точности классификации карты когерентности и степени детальности рельефа при использовании классической формулы составляет от (17×17) до (27×27) , выход за пределы этого диапазона приведет к существенному снижению точности выходной ЦМР.

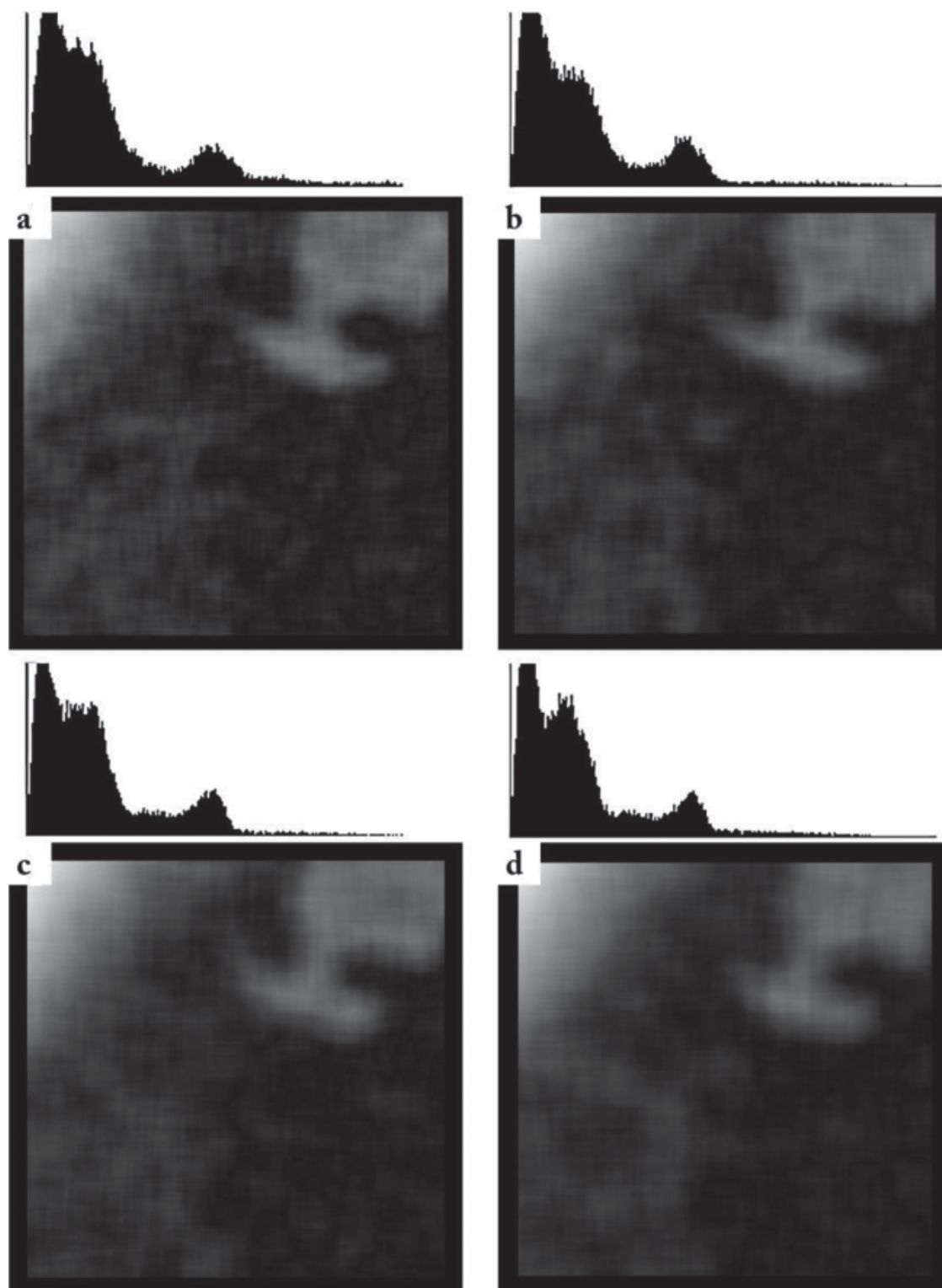


Рис. 10.19. Карты когерентности модельного изображения а
при различных размерах области усреднения:
а – (17×17) ; б – (19×19) ; в – (21×21) ; д – (23×23)

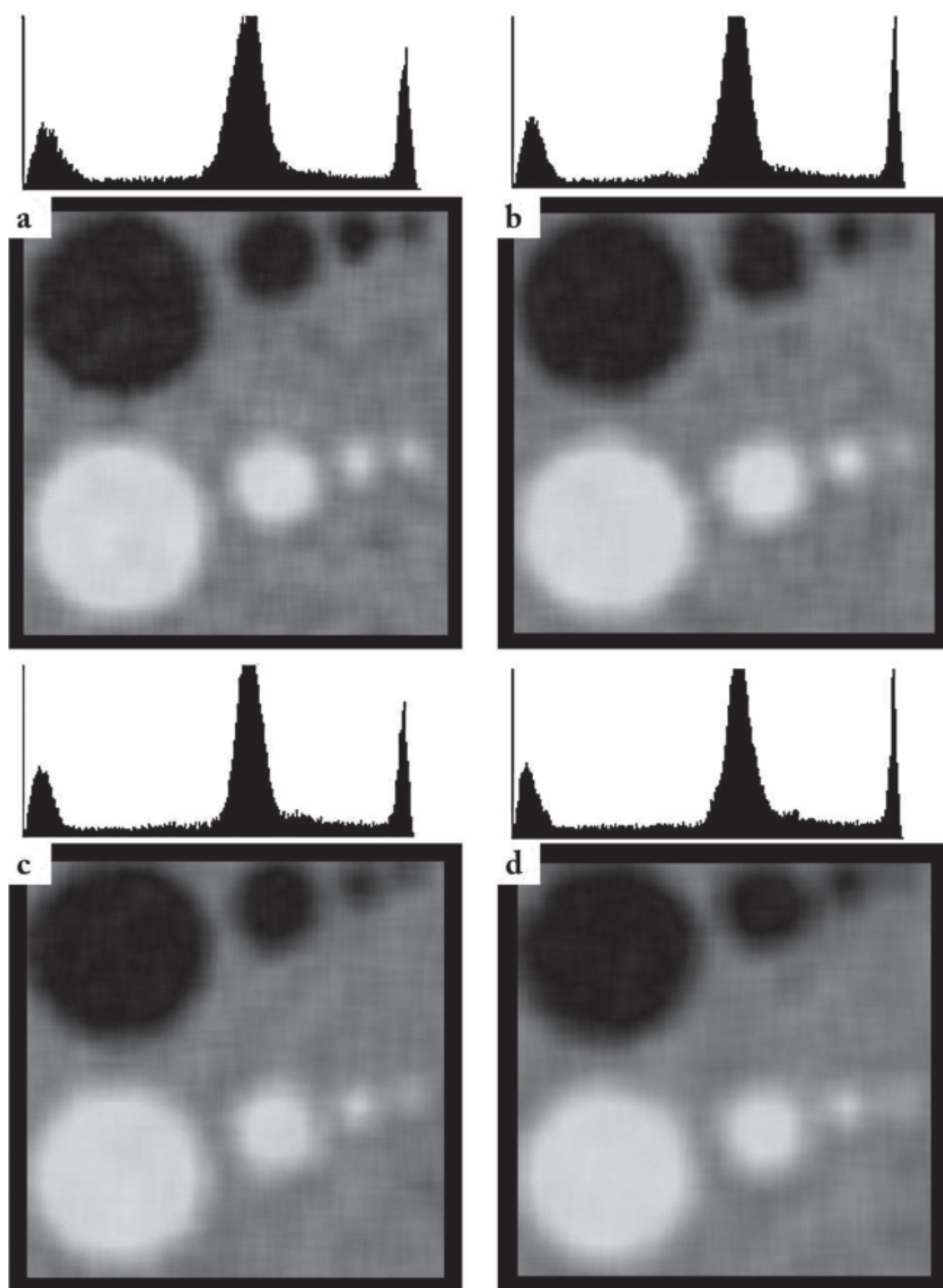


Рис. 10.20. Карты когерентности модельного изображения *b* при различных размерах области усреднения:
a – (17×17); b – (19×19); c – (21×21); d – (23×23)

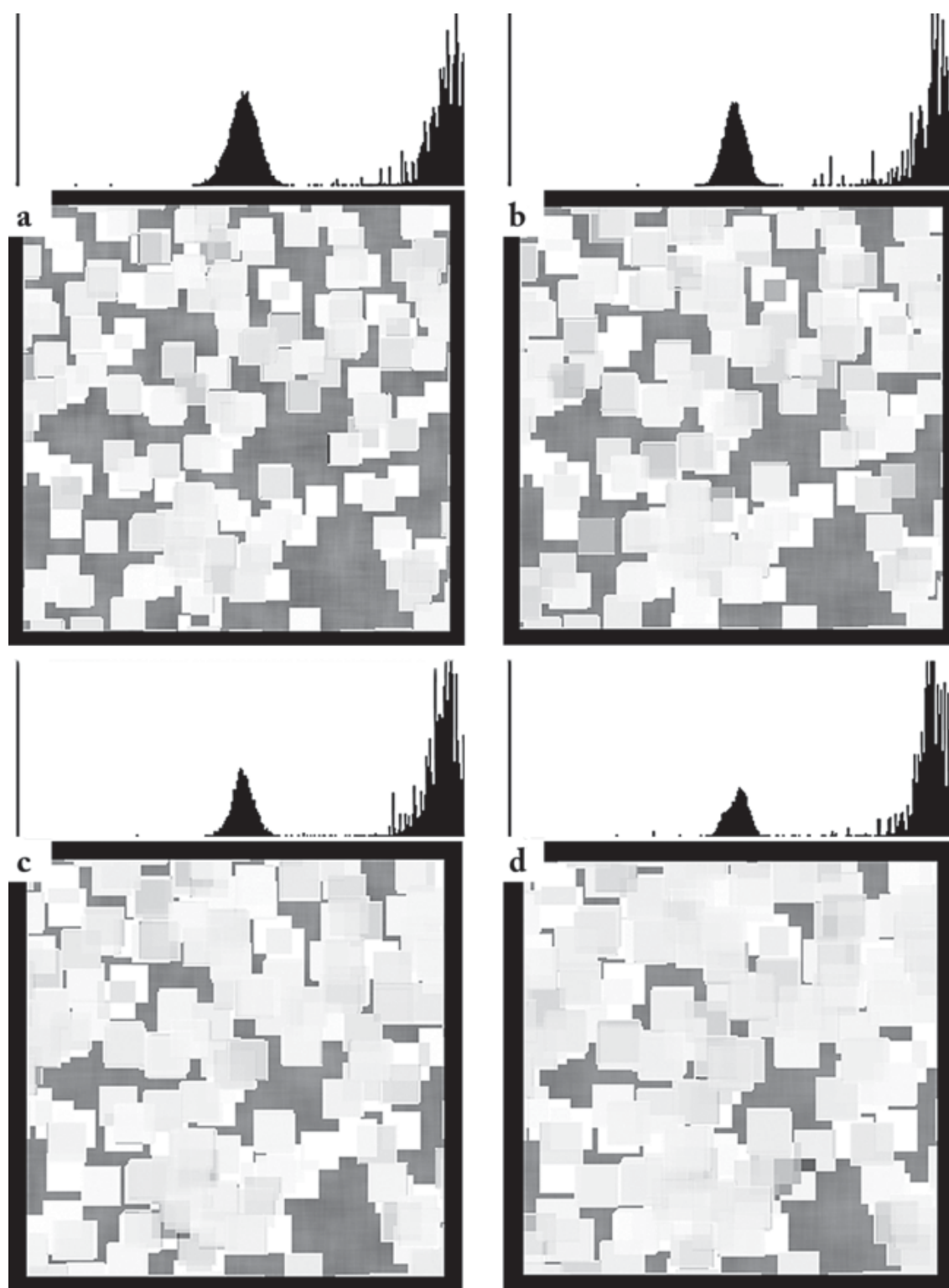


Рис 10.21. Карты когерентности модельного изображения с
при различных размерах области усреднения:
a – (17×17) ; b – (19×19) ; c – (21×21) ; d – (23×23)

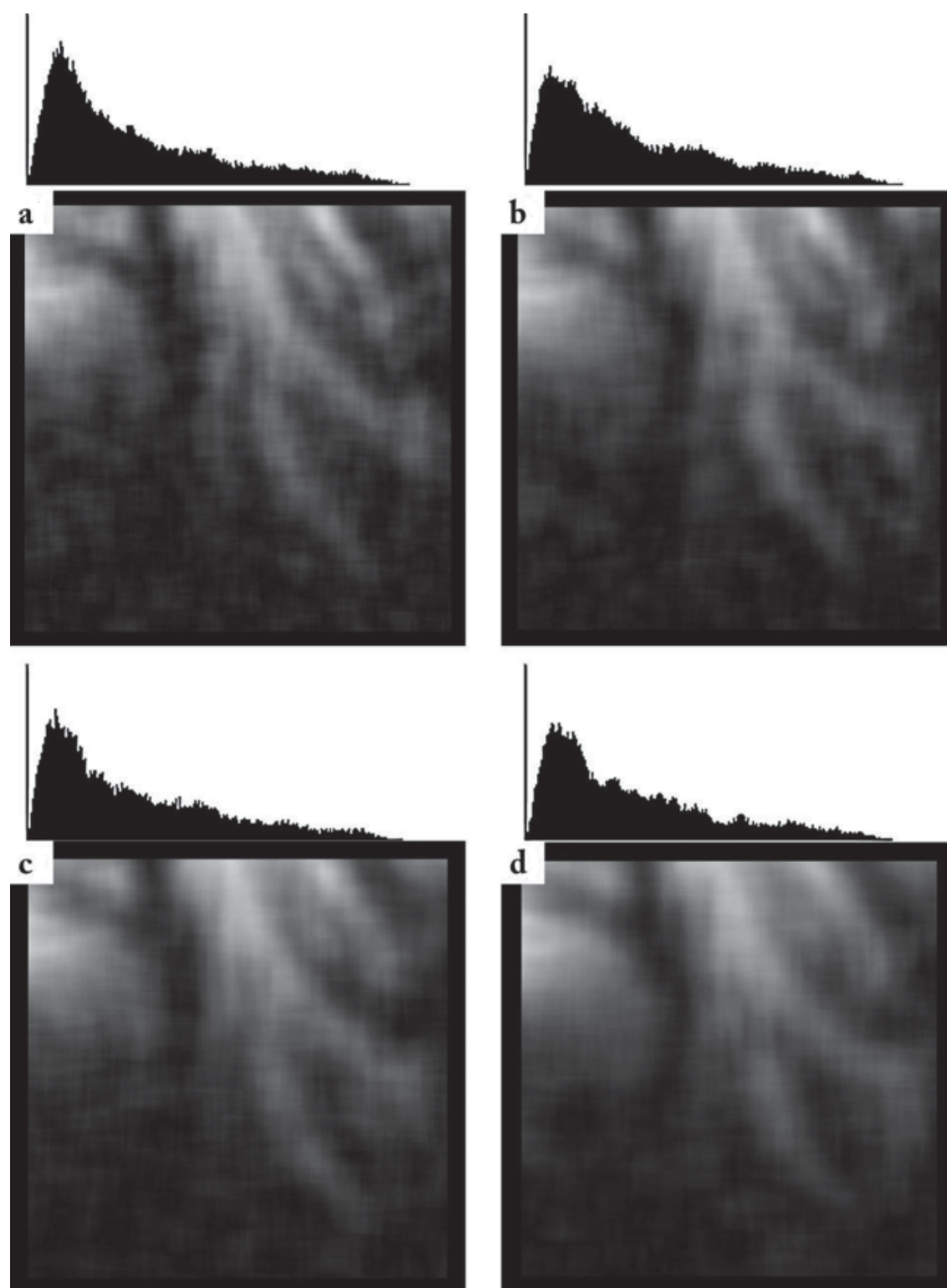


Рис 10.22. Карты когерентности модельного изображения d при различных размерах области усреднения: a – (17×17) ; b – (19×19) ; c – (21×21) ; d – (23×23)

Таким образом, в вопросе о выборе размера области усреднения следует руководствоваться следующими принципами:

- наличие рельефа не оказывает влияния на положение пика спада расчетных значений СКО оценки когерентности, но в целом когерентность дает заниженные оценки в сравнении с плоским рельефом, что представляет собой проблему в зонах с ненулевым рельефом;
- нижняя граница размера области усреднения не может принимать значения менее 11 элементов;
- верхняя граница размера области усреднения определяется требуемой степенью детализации выходного продукта, средним значением когерентности и зависит от конкретной практической задачи.

10.4. Свойства карт когерентности

Анализ существующей литературы позволяет разделить значения элементов яркости карт когерентности Coh на четыре класса качества:

- $Coh \in [0,7; 1,0]$ – высокое качество интерферограммы, соотношение «сигнал/шум» позволяет получить продукт с необходимым уровнем точности;
- $Coh \in [0,5; 0,7]$ – хорошее качество интерферограммы;
- $Coh \in [0,3; 0,5]$ – удовлетворительное качество интерферограммы, как правило, соответствующее участкам поверхности с изменившимся за интервал между съемками электрическими характеристиками (выпавший снег, выросшая растительность и т. д.);
- $Coh \in [0,0; 0,3]$ – неудовлетворительное качество интерферограммы, характерно для областей с разрывами фазы, и для поверхностей, электрические свойства которых существенно меняются за период между съемками и/или при изменении ракурса съемки.

На практике значения с Coh , близком к единице, встречаются редко и, как правило, соответствуют точечным элементам, обладающих свойствами угловых отражателей, таким как углы зданий, радиоантенны и т. п. Хорошим рабочим диапазоном значений яркости элементов карт когерентности считается интервал от 0,5 до 0,8 [33].

Конкретные значения элементов яркости карты когерентности, и, в целом, общее ее качество зависит от ряда факторов, участвующих в формировании изображений РСА-пары. Среди них следует выделить следующие [42]:

- спекл-шум, присутствующий на РСА-изображениях всегда;
- атмосферные эффекты;

- несовпадение территорий РСА-изображений для разных траекторий пролета;
- изменение рельефа земной поверхности, произошедшее за интервал между пролетами спутника;
- отражающие свойства самой поверхности.

Величины яркостей элементов карты когерентности для конкретных объектов рельефа зависят как от математического метода, используемого при ее построении, так и от самой спутниковой системы, которая генерирует РСА-пару. Однако можно выделить общие тенденции поведения карт когерентности для различных элементов земной поверхности.

Для сигнала в радиодиапазоне водная поверхность представляет собой идеальное зеркало, поэтому отраженный сигнал уходит в сторону от локатора. В целом, такие объекты, как океаны, моря, русла рек, речные каналы дают на выходе низкие значения когерентности [1, 3, 25, 28, 38, 52, 53, 56, 65]. В ряде работ приводятся величины яркостей элементов карт когерентности на территорию гидрографии 0,1–0,35 [16, 40, 58]. Озера, как правило, не являются исключением, но в ряде случаев на их поверхности наблюдается цветение, что может повысить когерентность. Так, в работах [1-3] показано, что для серии озер в районе Туниса максимум распределения гистограмм соответствует значению яркости 0,5. Отмечено, что когерентность гидрографических объектов снижается при увеличении интервала между съемками [28].

Территории, покрытые льдом, также дают довольно низкие значения когерентности [9, 10, 22, 46]. В частности, в работах [21, 59] приведены характерные величины коэффициентов корреляции 0,3–0,4. Это объясняется нестабильностью ледяных покровов и их высокой отражающей способностью. В частности, отмечается высокая когерентность ледников при однопроходной радиолокационной съемке с жесткой базой [21]. На основе карт когерентности решаются задачи, связанные с оценкой темпа таяния льдов [46], скорости движения ледников – [9, 21, 62] и степень напряжения ледовых масс [62]. Степень когерентности ледяных покровов связана с температурой окружающей среды: чем она выше, тем когерентность меньше [14, 59]. Этот эффект обусловлен ростом процентного содержания жидкой агрегатной составляющей, которая выполняют роль зеркала для радиосигнала. Подробнее

вопросы влияния водной составляющей на коэффициент рассеивания снежного покрова рассмотрен в [24, 51].

Когерентность участков на земной поверхности, покрытых снегом, также довольно низка, что объясняется рассеивающими свойствами снежного покрова и его динамичностью [22, 37, 47]. Тем не менее, использование разнообразных алгоритмов сегментации и классификации позволяет успешно решать такие задачи, связанные со снежным покровом, как построение масок на заснеженные территории [47], дифференциация снега по толщине [37] и оценка процентного содержания воды [22].

Лес и кустарниковая растительность в ходе традиционной радиолокационной съемки в целом также дают низкие значения когерентности в силу фракталоподобной структуры объекта [6, 12, 23, 25, 27, 29, 60]. В ряде работ приводятся значения коэффициентов корреляции для леса в диапазоне от 0,3 до 0,6 в зависимости от типа растительности [58]. Отмечается, что с ростом интервала между съемками, корреляция, соответствующая лесам и кустарникам, падает, что объясняется естественным ростом и сезонными изменениями [12]. В отдельных работах рассмотрены прикладные методы решения различных задач, связанных с лесом, в частности, исследование структуры леса [25, 54, 55], анализ потоков гари после возгораний [25], оценка эффективной высоты деревьев [6, 7]. В целом для решения задач, связанных с дешифрированием различных типов растительности, используются методы поляризационной интерферометрии [12, 17, 29], которые в данной работе не рассматриваются.

Аграрные культуры, голые участки земной поверхности, а также участки земли с невысокой растительностью в целом дают высокие значения корреляции на картах когерентности [1, 2, 3, 17, 25, 52, 58]. Конкретные значения для агрокультур могут варьироваться в зависимости от типов растительности в диапазоне в среднем от 0,35 до 0,75 [2, 17, 52, 58]. В работе [58] получено значение когерентности для сельскохозяйственных культур, равное 0,9. Из перечисленных выше объектов наиболее высокие значения когерентности дают оголенные участки земли, в ряде случаев значения корреляции доходят до 0,9 и выше [52, 58, 59, 63]. Также в работах [1–3] отмечается низкая когерентность песков, что связано с динамичностью песочных дюн.

Объекты урбанистики в целом дают высокие значения когерентности, до 0,9 и выше [1, 31, 32, 40, 41, 58, 58, 61]. Степень корреляции прямо пропорциональна густоте застройки [15, 40], не зависит от формы и взаимного расположения объектов урбанистики [16] и не меняется с увеличением времени между съемкой [32, 61]. Тем не менее, в ряде работ отмечаются также и низкие значения коэффициентов корреляции для антропогенных участков, порядка 0,15–0,35, что связано с рядом конструктивных особенностей рассматриваемых сооружений [16, 52]. Карты когерентности используются в задачах, связанных с объектами урбанистики, таких как сегментация застроенных территорий по данным радиолокационной съемки [32, 40], картировании застроенных участков земной поверхности [16, 31, 61], мониторинге чрезвычайных ситуаций [4, 49]. В работах [33, 58] отмечается возможность использования объектов урбанистики в качестве точечных целей благодаря высокой когерентности для решения смежных задач. Также в работе [16] предложен оригинальный метод идентификации точечных целей с помощью создания RGB-изображения, состоящего из короткопериодической карты когерентности, долгопериодической карты когерентности и амплитуды РСА-изображения.

Таким образом, наличие качественной карты когерентности при интерферометрической обработке позволяет пользователю, во-первых, сделать адекватную оценку выходного продукта, во-вторых, получить важные самостоятельные результаты, такие как сегментация, картирование, оценка скоростей перемещения и/или изменения различных объектов на земной поверхности (лед, застройки, растительность), а также анализ их структуры и иных параметров. Тем не менее, использование классического подхода для создания карты когерентности на основе РСА-пары имеет ряд принципиально неустранимых недостатков. Следует отметить, что на качество создаваемой карты влияют особенности самой поверхности, гидрографические объекты, дающие низкое соотношение «сигнал/шум» на радиолокационном изображении (рис. 10.23).

В работе [5] показано падение когерентности на участках с тающим снегом, доказано также снижение значений элементов ее яркости в ветреных районах. Для достижения наилучших результатов РСА-обработки рекомендуется:

- применение процедуры маскирования зон с низкой когерентностью, соответствующих подобным объектам [29, 50, 58];
- изменение электрических свойств поверхности. Этот фактор связан, в первую очередь, со временем между моментами съемки при двухпроходном режиме [19, 57, 60] (рис. 10.24).



Рис. 10.23. Пример карты когерентности, содержащей гидрографический объект. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

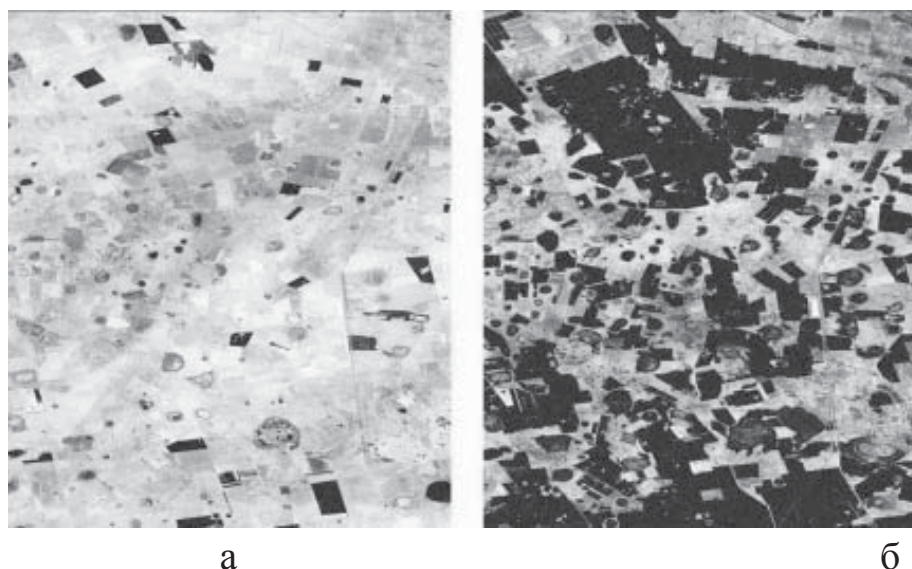


Рис. 10.24. Пример карт когерентности, полученных для разных промежутков времени: а – две недели; б – тринадцать месяцев. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

Большая часть затруднений при обработке РСА-изображений связана с наличием на земной поверхности обширных участков, покрытых густой растительностью, в частности, в [6] показано, что на таких объектах, как лес и кустарники, даже малые интервалы между съемками дают декорреляцию из-за движения объектов съемки, вызванных ветром. В работах [28, 31] показано влияние на качество карт когерентности изменения влажности местности. Также в [26] отмечена зависимость когерентности от сезона съемки: значение яркости ее элементов будет тем выше, чем ближе период между съемкой к двенадцати месяцам;

Наличие, так называемых, уголкового отражателей – точечных целей, обладающих высокой эффективной поверхностью рассеяния в рабочем радиодиапазоне (от 3 до 23 см) [16, 13] проявляет себя на карте когерентности как появление ярких объектов размером, совпадающим с окном усреднения (рис. 10.25).

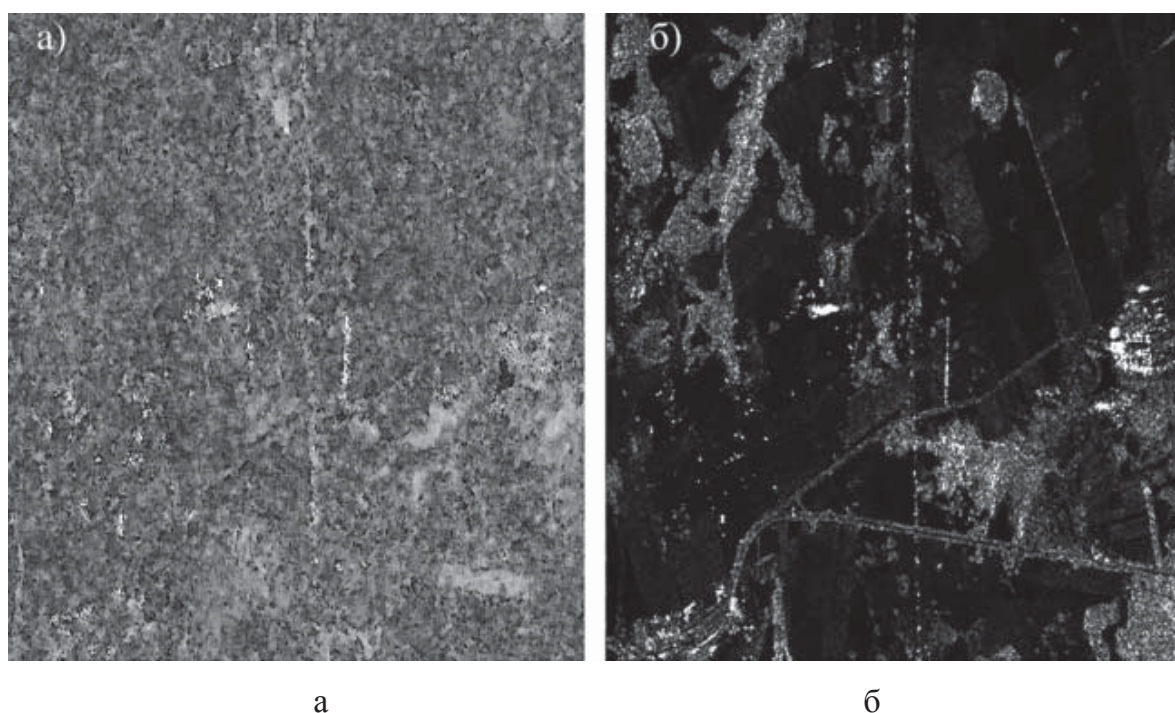


Рис. 10.25. а – пример карты когерентности, построенный для местности, содержащей яркие точечные отражатели;

б – соответствующее радиолокационное изображение (амплитудная составляющая).

Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

Резкие перепады высот поверхности приводят к разрывам фазы, появлению радиолокационных теней и других артефактов интерферометрической обработки [1, 18, 19, 35, 64]. Пример карты когерентности, построенной по данным спутника [43] на территорию Гранд Каньона, Аризона, США, показан на рис. 10.26, а. Для наглядности на рис. 10.26, б приведена цифровая модель рельефа, полученная с помощью ресурса [48].



6

В работах [2, 16] показано, что на горной местности объекты, потенциально дающие высокие значения когерентности, на выходе соответствуют зонам с малыми значениями корреляции. В работе [28] показано, что при построении карт когерентности величина критического значения угла склона земной поверхности, при котором еще не возникают артефакты радиолокационной съемки, пропорциональна длине перпендикулярной составляющей базы, а также длине волны радиолокационного излучения и ширине полосы зондирующего сигнала. Таким образом, любые уклоны фазы, обусловленные как естественной топографией, так и геометрией обзора приводят к деградации оценки когерентности. [52, 70]. Для решения этой проблемы предлагается либо использовать ряд вспомогательных данных, таких как ЦМР [39] и карты локальных уклонов [11], либо применять модификацию классического выражения (10.2) [70].

10.5. Модификации классического подхода при построении карт когерентности

Как показано в [2, 7, 13, 28, 30, 34, 52, 60], одним из основных факторов, влияющих на качество карты когерентности является наличие рельефа местности. В разделе выше отмечено, что даже в условиях высоких значений когерентности топографическая фаза приводит к декорреляции между опорным и вспомогательным изображениями. Причина этого эффекта заключается в том, что в этом случае фаза будет принимать всевозможные значения в интервале $[-\pi; \pi]$, что с точки зрения формулы (10.1) будет эквивалентно наличию случайной составляющей. Согласно [64], топографическая фаза зависит от рельефа местности и его смещения следующим образом:

$$\varphi = -\frac{4\pi}{\lambda} \frac{B_{\perp}}{R \sin \theta} H,$$

где λ – рабочая длина волны спутника;

R – наклонная дальность;

B_{\perp} – нормальная составляющая интерферометрической базы;

θ – угол бокового обзора;

H – высота элемента рельефа.

Величина топографической фазы может многократно превосходить значение интервала однозначности $[-\pi; \pi]$, что затрудняет адекватное оценивание когерентности.

Анализ существующей литературы позволяет выделить следующие группы методов, направленных на улучшение качества карт когерентности в условиях перепадов высот на местности:

- Фурье-преобразование в совокупности с классической формулой (10.1);
- иные вариации классической формулы (10.2);
- методы, основанные на пространственном дифференцировании;
- использование вспомогательных данных о земной поверхности (ЦМР, карты уклонов) для учета топографической фазы;

Исходя из [28, 30, 57], использование материалов, содержащих информацию о рельефе местности, помогает добиться существенного улучшения результатов. В частности, в работе [30] показано, что использование множителя, содержащего топографическую фазу в выражении (10.2) для данных ERS-1, -2 в совокупности со сглаживающим фильтром Гаусса исходных изображений дало улучшение результатов, по среднеквадратической оценке, на 16%. С другой стороны, в работе [57] топографическая фаза была удалена на основании данных ЦМР SRTM [48]. Однако зачастую исследователь не располагает оптимальным набором вспомогательных данных, либо их точность оказывается неприемлемой для текущей задачи, поэтому с практической точки зрения интерес представляют вопросы модификации классической формулы (10.2), которые могли бы учесть топографическую фазу.

10.5.1. Фурье-преобразование в совокупности с классическим выражением для построения карт когерентности

Двумерное дискретное преобразование Фурье (2-ДПФ) представляет собой разложение двумерного сигнала в окне обработки на двумерные гармоники [66]. Одно из его применений заключается в подавлении влияния уклона рельефа на величину оценки когерентности [11, 28, 33]. Идея этого подхода заключается в следующем. Предположим, что на некотором участке местности наблюдается постоянный уклон рельефа в фиксированном направлении (пример профиля показан на рис. 10.27, а). При радиолокационной съемке высота этого

участка будет восстановлена с точностью до высоты неоднозначности h_A (профиль восстановленного рельефа показан на рис. 10.27, б). Таким образом, разностная фаза, отраженная от участка местности с постоянным линейным уклоном рельефа, эквивалентна комплексному гармоническому сигналу постоянной пространственной частоты при рассмотрении комплексного сигнала в сечении фазы.

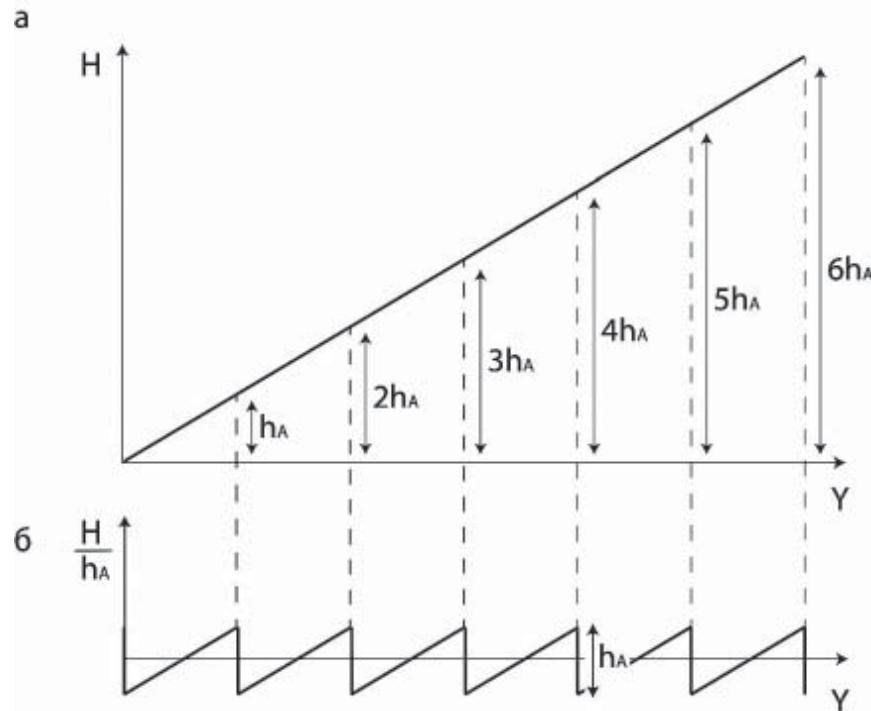


Рис. 10.27. а – профиль участка местности с линейным уклоном;
 б – профиль восстановленного участка местности с линейным уклоном
 методами радиолокационной съемки с точностью до высоты неоднозначности h_A .
 Y – дальностная пространственная координата

Пространственные частоты в направлениях дальности и азимута ω_x , ω_y можно выразить через количество отсчетов, за которое фаза набирает на величину 2π , а рельеф изменяется на высоту неоднозначности:

$$\omega_x = \frac{2\pi}{N_x \cdot \delta X}; \quad \omega_y = \frac{2\pi}{N_y \cdot \delta Y},$$

где N_x , N_y – количество дискретных отсчетов в направлениях дальности и азимута соответственно;

δX , δY – разрешения радиолокационной системы в направлениях дальности и азимута соответственно.

С другой стороны, геометрическое соотношение между высотой неоднозначности и углом уклона можно выразить следующим образом (рис. 10.28):

$$\operatorname{tg} \alpha_x = \frac{h_A}{N_x \cdot \delta X}; \quad \operatorname{tg} \alpha_y = \frac{h_A}{N_y \cdot \delta Y}.$$

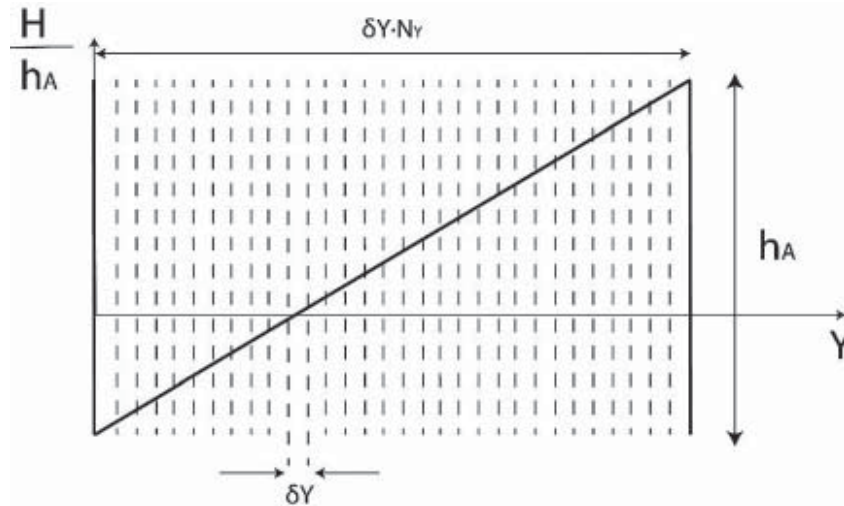


Рис. 10.28. Геометрические соотношения на интервале неоднозначности вдоль направления дальности. h_A – высота неоднозначности, δY – разрешение радиолокационной системы в направлениях дальности

Из приведённых выражений можно получить формулы для связи пространственных частот и уклонов рельефа:

$$\omega_x = \frac{2\pi \cdot \operatorname{tg} \alpha_x}{h_A}; \quad \omega_y = \frac{2\pi \cdot \operatorname{tg} \alpha_y}{h_A}.$$

Таким образом, смещение пространственной частоты пропорционально уклону рельефа. Зная пространственные частоты в направлениях дальности и азимута ω_x , ω_y , можно учесть влияние уклона рельефа на величину оценки когерентности. Кроме того, метод 2-ДПФ позволяет определить пространственные частоты ω_x , ω_y по расположению пика в Фурье-области в рамках окна скольжения. Производя демодуляцию полученных значений ω_x , ω_y , т.е. выполняя их перенос в область нулевых значений, становится возможным восстановить величину оценки когерентности без влияния уклона. Формула для построения карт когерентности с использованием Фурье-преобразования выглядит следующим образом:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Z_1(x, y) \cdot Z_2^*(x, y) \cdot \exp(j(\omega_x x + \omega_y y)) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_1(x, y)|^2 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_2(x, y)|^2}},$$

где M, N – размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно;

j – мнимая единица;

ω_x, ω_y – пространственные частоты уклонов по дальности и азимуту соответственно.

Для исследования метода 2-ДПФ создано тестовое изображение, представляющее собой градиентные переходы в горизонтальном направлении, начиная от наиболее контрастного (диапазон значений яркости 255) и заканчивая наименее контрастным (диапазон значений яркости 40) (рис. 10.29, а). Размер тестового изображения составляет 2000×200 пикселей. Горизонтальный профиль тестового изображения показан на рис. 10.29, б.

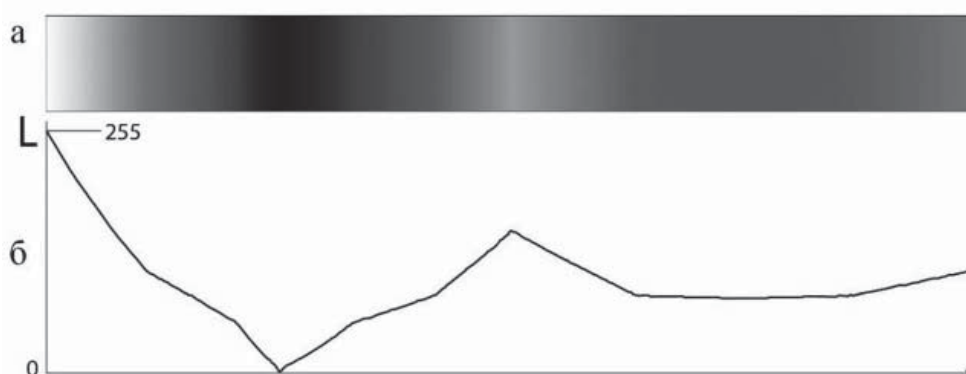


Рис. 10.29. а – тестовое изображение для опробования метода 2-ДПФ; б – горизонтальный профиль тестового изображения, L – величина яркости

Для анализа методов создания карт когерентности с применением 2-ДПФ сформированы два гауссовых шумовых поля размером 2000×200 пикселей, величина когерентности $\hat{\gamma}$ между которыми принята фиксированной со значением 0,5. Сгенерированное ранее тестовое изображение объединено с созданной парой шумовых полей при помощи операции комплексного умножения. Далее выполнена обработка двумя алгоритмами, основанными на классическом

выражении (10.2) и выражении с применением 2-ДПФ. Область усреднения принята симметричной с размером стороны $N = 15$. Результаты представлены на рис. 10.30.

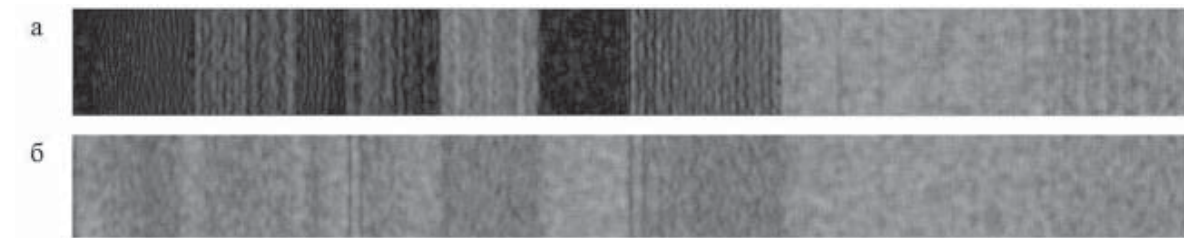


Рис. 10.30. Карты когерентности, построенные на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 методом:
а – классического выражения; б – выражения с применением 2-ДПФ

Для выполнения более строгой оценки полученных результатов построены горизонтальные профили карт когерентности, усредненные по 15 точкам. Полученные профили сопоставлены с дифференциалом (уклоном) горизонтального профиля тестового изображения, результаты приведены на рис. 10.31 и 10.32.

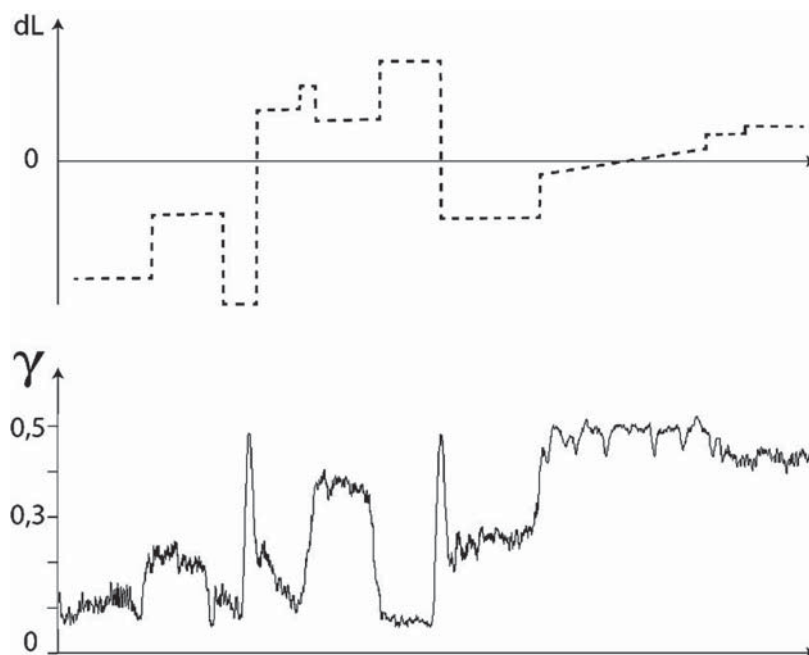


Рис. 10.31 а – производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б – усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 с применением классического выражения (10.2) (сплошная линия)

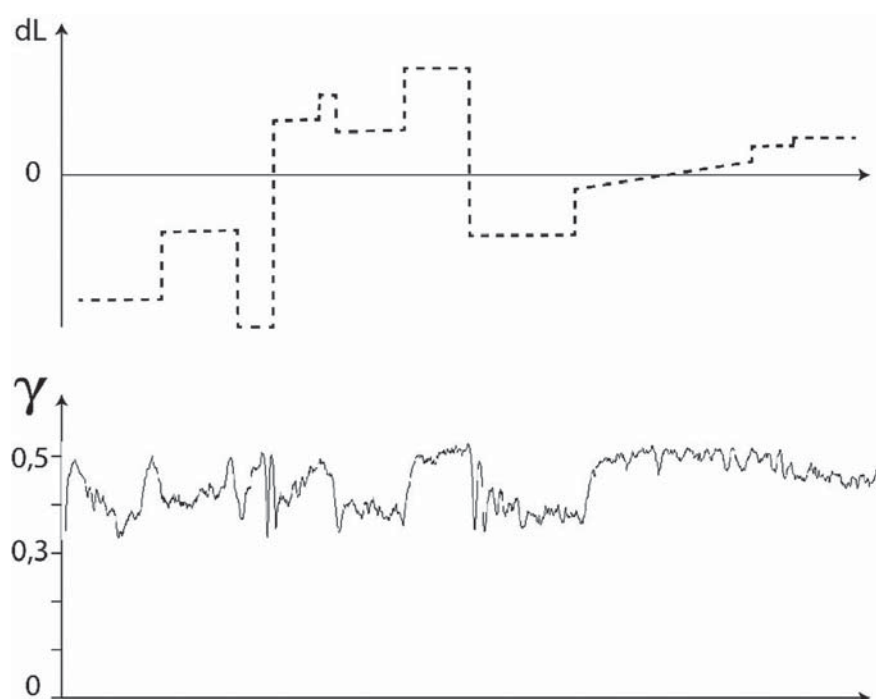


Рис. 10.32 а – производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б – усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 с применением 2-ДПФ (сплошная линия)

Из рис. 10.30–10.32 видно, что когерентность, полученная классическим способом (10.2), находится в тесной зависимости от абсолютной величины уклона: чем выше уклон, тем меньше величина когерентности. Карта когерентности, полученная с применением 2-ДПФ, показала лучшие результаты, в целом карта когерентности имеет равномерный фон в диапазоне значений яркости от 0,3 до 0,5. Коэффициент корреляции ρ между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов для классического метода и метода с применением 2-ДПФ составил 0,18 и 0,29 соответственно, что является количественным обоснованием факта слабого влияния уклона на оценку когерентности при использовании 2-ДПФ. Следует отметить, что время компьютерной обработки существенно возрастает в сравнении с классическим способом, что обусловлено введением в расчетный алгоритм дополнительных расчетных процедур (2-ДПФ). В частности, для тестового изображения, показанного на рис. 10.30, полное время обработки составило 11,9 секунды для классического выражения и 42,7 секунды для выражения, основанного на быстром Фурье-преобразовании, т. е. процесс обработки замедлился более чем в три раза.

Для выявления зависимости качества карты когерентности, полученной с использованием метода 2-ДПФ, от величины коэффициента когерентности $\hat{\gamma}$ между парными снимками выполнен расчет значений коэффициентов корреляции ρ между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов, результаты представлены в табл. 10.2.

Т а б л и ц а 10.2

Зависимость коэффициента корреляции от значения величины когерентности между парными снимками

Коэффициент когерентности $\hat{\gamma}$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Коэффициент корреляции ρ	0,022	0,031	0,047	0,052	0,053	0,054	0,055	0,055	0,055

Из табл. 10.2 видно, что значение коэффициента корреляции между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов остается практически неизменным начиная от величины коэффициента когерентности, равным 0,4. При меньших значениях коэффициента когерентности корреляция почти отсутствует, что в практическом применении соответствует специфическим участкам на земной поверхности (гидрографические объекты, лес).

Для выявления минимально необходимого размера области усреднения N , используемой при применении метода с 2-ДПФ, построен график зависимости величины смещения $d\hat{\gamma}$ при нулевой корреляции от размера области усреднения. Для расчетов использовано тестовое изображение, представленное на рис. 10.29, с наложенным гауссовым шумом, аналогично тому, как это было сделано ранее. В качестве области изменения окна усреднения положен диапазон от 3 до 65 элементов. Оценки проведены при применении классического выражение (10.2) и 2-ДПФ. Результаты представлены на рис. 10.33.

Как видно из рис. 10.33, для метода, основанного на 2-ДПФ преобразовании, минимальное значение размера области усреднения составляет 13 элементов, что несколько выше аналогичного значения для классического выражения (11 элементов). На всей области значений N смещение оценки когерентности завышено для метода, основанного на преобразовании 2-ДПФ в сравнении с классическим, что объясняется эффективностью классической оценки, представленной

выражением (10.2.2) [69]. При этом для минимального размера окна 3×3 величина разницы смещения составляет 0,04, при увеличении N это значение уменьшается, что в общем случае не является критичным для задач оценивания когерентности. Полученные зависимости имеют форму гиперболической кривой, что соответствует классическим представлениям о значимости оценки смещения от размера окна [69].

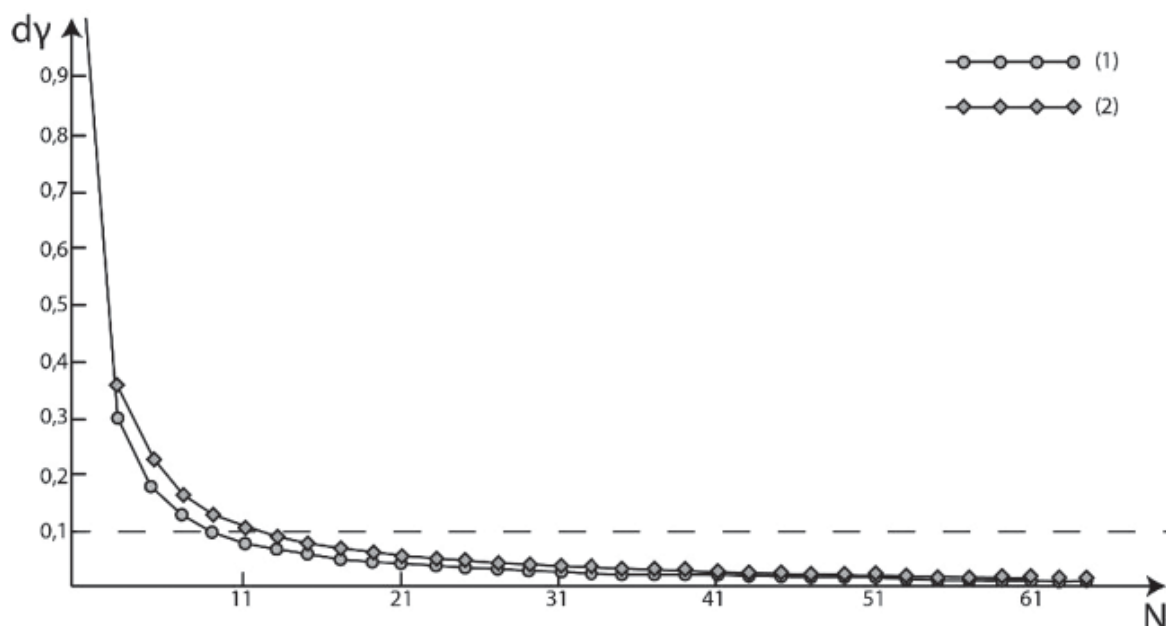


Рис. 10.33. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным нулю. Линия (1) соответствует классическому методу построения карт когерентности, линия (2) – методу, основанному на 2-ДПФ преобразовании

Еще один способ определения минимально допустимого окна усреднения при построении карт когерентностей с применением метода 2-ДПФ основан на расчете отношения величины пика 2-ДПФ к средней величине флуктуаций двумерного спектра. При слишком малых размерах окна пик спектра, соответствующий пространственной частоте уклона, будет подавляться флуктуацией шума спектра. Этот процесс может привести к нарушению демодуляции пространственной частоты, что особенно заметно при низких значениях когерентности [69]. Таким образом, при использовании этого подхода необходимо оценить минимальный размер окна, при котором отношение «пик/шум» будет достаточным для осуществления математического перенесения его в начало координат спектральной области. Более подробно эти проблемы рассмотрены в работе [75].

Для анализа статистической устойчивости метода, основанного на 2-ДПФ, расчет СКО оценки когерентности при фиксированной когерентности величиной 0,5. В качестве опорного изображения принято приведенное на рис. 10.29. При использовании классической формулы (10.2.2) величина СКО составила 0,154, при использовании метода с применением 2-ДПФ – 0,127, что свидетельствует о незначительном улучшении предложенного метода в отношении качества карты когерентности.

Для более полного анализа выполнен аналогичный расчет зависимости СКО оценки значения когерентности от варьируемой когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана линейной функцией, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорных изображений использовано тестовое изображение, приведенное на рис. 10.29, имитирующее ЦМР с ненулевыми уклонами рельефа. Также для наглядности на график добавлен результат для классического метода, имитирующее отсутствие рельефа местности. Размер окна усреднения принят равным 17×17 , усреднение выполнено по 300 точкам. Полученные зависимости представлены на рис. 10.34.

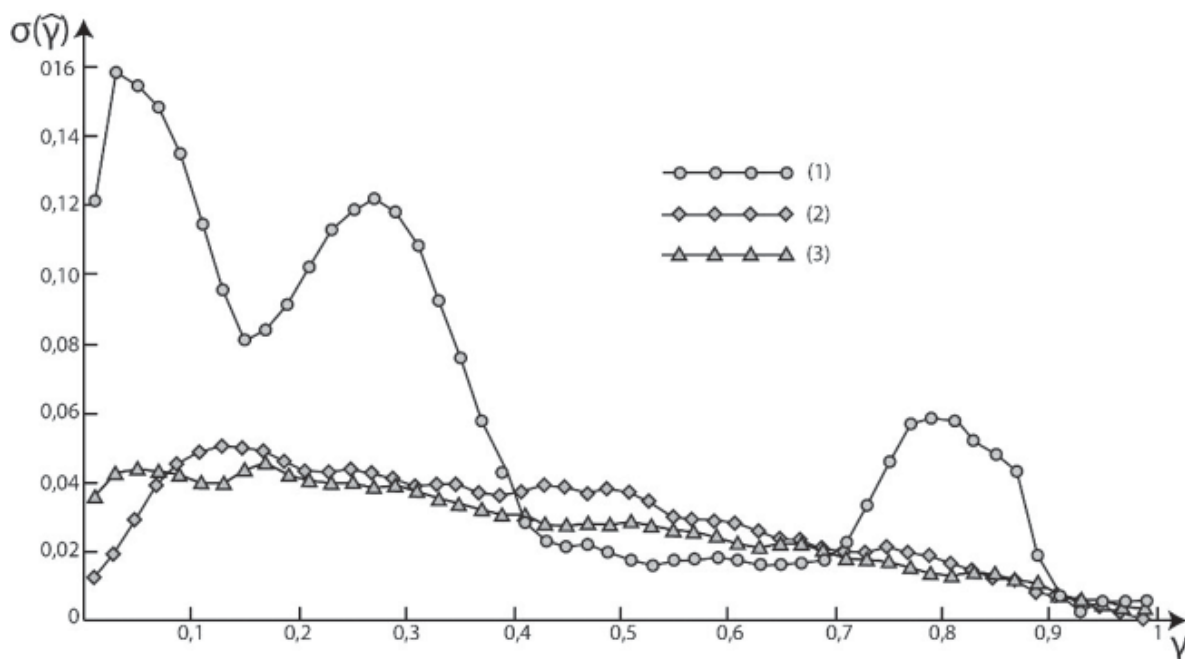


Рис. 10.34. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Размер окна составляет 17×17 . Линия (1) соответствует классическому методу на рельефе, линия (2) – классическому методу на плоском рельефе, линия (3) – методу 2-ДПФ

Как видно из рис. 10.34, все три зависимости в целом имеют похожую тенденцию: СКО оценки когерентности обратно пропорционально значению когерентности, причем при малых значениях когерентности (порядка 0,10–0,15) имеется высокий разброс, далее СКО спадает с разной степенью плавности практически до нулевого значения при когерентности, стремящейся к единице. Метод, основанный на использовании 2-ДПФ, является менее чувствительным к перепадам рельефа в сравнении с классическим выражением.

Для иллюстрации работы метода, основанного на 2-ДПФ преобразовании, выполнено моделирование карты когерентности с применением классического выражения (10.2.2) для двух фрагментов РСА-изображений (источник [43]). Расчет проведен при размерах окна усреднения 17×17 , 25×25 , 45×45 . Результаты сопоставлены с картами когерентности, построенными классическим методом с применением выражения (10.2.2), результат приведен на рис. 10.35.

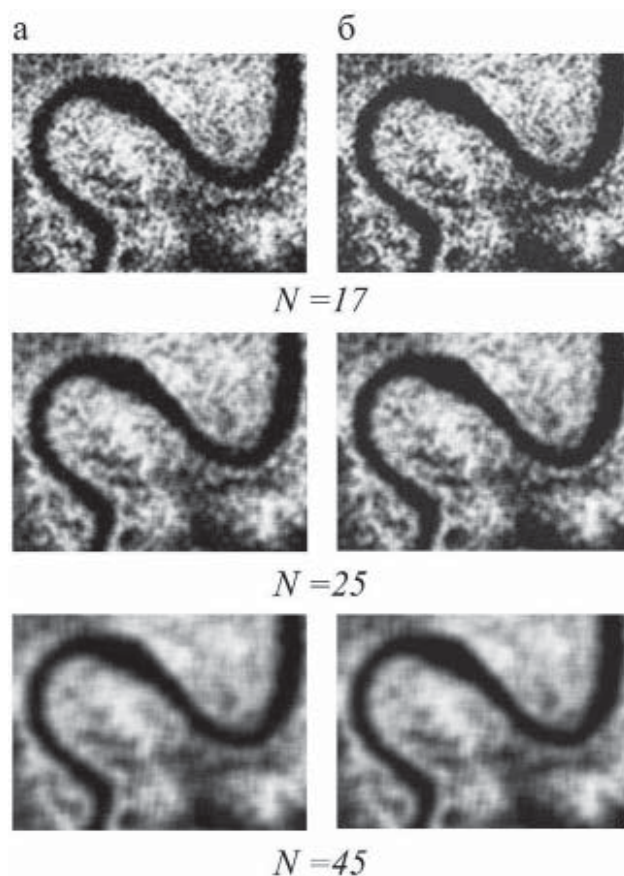


Рис. 10.35. Моделирование карт когерентности фрагмента РСА-пары при различных размерах окна усреднения:
 а – карты когерентности, построенные классическим методом;
 б – карты когерентности, построенные с помощью метода на основе 2-ДПФ

Как видно из рис. 10.35, принципиальной разницы между детальностью карт когерентности, полученных с помощью классического метода и метода, основанного на 2-ДПФ, преобразовании, нет. При этом в целом значение яркости на картах когерентности (б) в среднем выше, чем на картах (а). Таким образом, принципиальные отличия метода, в основе которого лежит быстрое преобразование Фурье, заключаются в следующем:

- улучшение СКО оценки когерентности для областей с ненулевым рельефом (рис. 10.34);
- уменьшение скорости обработки РСА-пары более, чем в три раза;
- нижняя граница размера окна усреднения завышена в сравнении с классическим методом (17 и 11 соответственно), что может сказаться на требуемой детальности выходного продукта при ряде задач.

10.5.2. Иные модификации классического выражения

На основании рассмотренного выше классического метода построения карты когерентности существует еще несколько, основанных на модификации формулы (10.1). Для внесения ясности в физический смысл, лежащий в основе этих методов, необходимо произвести ряд преобразований выражения (10.1).

Радиолокационное изображение Z_i может быть представлено как

$$Z_i = A_i \cdot e^{i\varphi_i},$$

где A_i , φ_i – амплитуда и фаза радиолокационного сигнала.

В этом случае результат перемножения двух изображений (первого РСА-изображения и комплексного-сопряженного ко второму) может быть записан в следующей форме:

$$Z_1 \cdot Z_2^* = A_1 \cdot e^{i\varphi_1} \cdot A_2 \cdot e^{-i\varphi_2} = A_1 \cdot A_2 \cdot e^{i(\varphi_1 - \varphi_2)}.$$

При использовании программного комплекса SARscape в результате генерации и выравнивания интерферограммы исходные радиолокационные снимки могут быть представлены комплектом из трех изображений [73]:

- реальное изображение Pwr_1 – мощность сигнала опорного снимка, полученное как квадрат величины амплитуды A_1 ;
- реальное изображение Pwr_2 – мощность сигнала вспомогательного снимка;
- комплексное изображение $Dintr$ – разность фаз сигнала опорного и вспомогательного снимков.

Таким образом

$$Z_1 \cdot Z_2^* = \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \cdot Dintr.$$

Аналогично, квадрат модуля сигнала может быть представлен в виде

$$|Z_i|^2 = A_i^2 \cdot |e^{i\varphi_i}|^2 = A_i^2.$$

Или, используя терминологию программного комплекса SARscape

$$|Z_i|^2 = Pwr_i, i = 1, 2.$$

Таким образом, используя полученные выражения с применением терминологии данных SARscape, выражение (10.2) для расчета карты когерентности может быть представлено как:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \cdot Dintr \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_1 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_2}},$$

Первый из методов модификации этого выражения рассмотрен в работе [34] и представляет собой формулу:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_1 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_2}}. \quad (10.5.1)$$

Поскольку изображение *Dintr* представляет собой разность фаз двух РСА-изображений, то одной из его составляющих является топографическая фаза, уклон которой может привести к смещению оценки когерентности. Соответственно, преимущество метода, основанного на последнем выражении, заключается, во-первых, в отсутствии влияния перепадов рельефа на итоговую оценку когерентности, во-вторых, в увеличении скорости обработки за счет того, что все вычисления производятся на множестве действительных чисел.

Для исследования метода, основанного на этом выражении, создано два тестовых изображения. Первое представляет собой градиентные переходы в горизонтальном направлении, начиная от наиболее

контрастного (диапазон значений яркости 255) и заканчивая наименее контрастным (диапазон значений яркости 40) (рис. 10.36, а). Второе изображение представляет собой равномерный серый фон с фиксированным значением яркости, что соответствует местности без перепадов рельефа (рис. 10.36, б). Размер тестовых изображений составляет 2000×200 пикселей.



Рис. 10.36. а – тестовое изображение, соответствующее ЦМР местности с уклонами различной крутизны в горизонтальном направлении;
б – тестовое изображение, соответствующее местности без перепадов рельефа

Для анализа методов создания карт когерентности сгенерировано два гауссовых шумовых поля размером 2000×200 пикселей, величина когерентности $\hat{\gamma}$ между которыми принята фиксированной со значением 0,5. Сгенерированные ранее тестовые изображения объединено с созданной парой шумовых полей при помощи операции комплексного умножения. Для обоих тестовых изображений выполнен расчет карт. Область усреднения принята симметричной с размером стороны $N = 15$. Результаты представлены на рис. 10.37.



Рис. 10.37. Карты когерентности, построенные на основе выражения (10.5.1):
а – тестовое изображение, соответствующее ЦМР местности с уклонами различной крутизны в горизонтальном направлении;
б – тестовое изображение, соответствующее местности без перепадов рельефа

Как видно из рис. 10.37, для обоих тестовых изображений карты когерентности являются подобными. Это означает, что рельеф не оказывает влияния на результат оценивания, поэтому в дальнейшем тестовое изображение, приведенное на рис. 10.36, а, не использовано.

Для анализа смещения оценки когерентности при различных размерах окна усреднения выполнены расчеты коэффициента корреляции γ между двумя тестовыми изображениями, от ее идеального значения γ . В качестве тестовых изображений использованы два области, представляющие собой сгенерированный гауссов шум, в дальнейшем объединенный с помощью операции комплексного сопряжения. Размеры тестовых изображений равны 1000×1000 пикселей, размеры области усреднения положены равными по осям абсцисс и ординат, расчеты выполнены по двадцати значения когерентности в диапазоне от 0 до 1, размеры области усреднения составляют 25×25 . Результаты приведены на рис. 10.38.

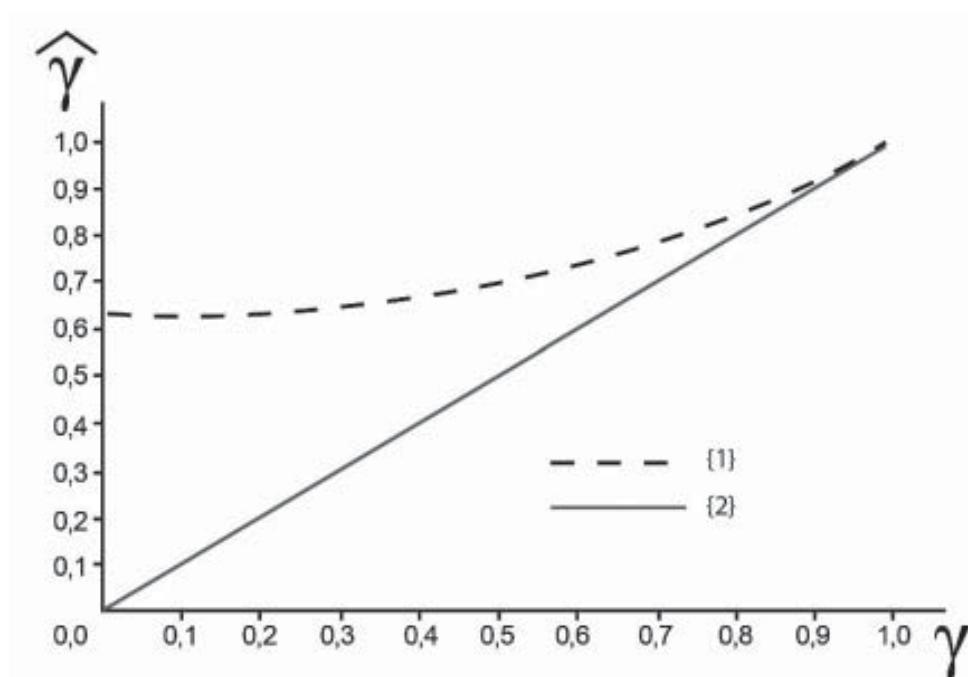


Рис. 10.38. Зависимость оценки коэффициента когерентности между смоделированными снимками от их теоретического значения

Как видно из рис. 10.38, даже при нулевом значении когерентности смещение оценки когерентности составляет приблизительно 0,61, при увеличении когерентности эта величина также увеличивается.

Данный результат негативно сказывается на интерпретации выходной карты когерентности. Для уточнения характера этого явления построена зависимость смещения оценки при нулевой когерентности, результаты представлены на рис. 10.39.

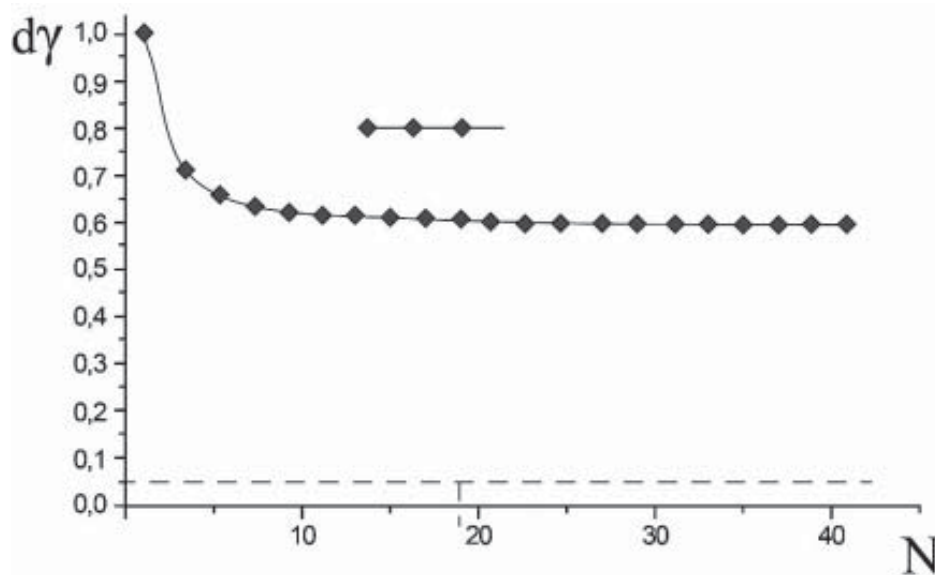


Рис. 10.39. Зависимость смещения оценки когерентности при нулевой корреляции

Из рис. 10.39 видно, что при увеличении размера окна смещение не изменяется и остается на уровне чуть выше 0,61, следовательно, в таком виде формула (10.5.1) неприемлема.

Для решения этой проблемы в работе [34] предложена модификация выражения (10.5.1) следующим образом:

$$\hat{\gamma}_1 = \begin{cases} \sqrt{2\hat{\gamma} - 1}, & \hat{\gamma} > 0,5; \\ 0, & \hat{\gamma} \leq 0,5, \end{cases} \quad (10.5.2)$$

где $\hat{\gamma}$ – оценка когерентности, полученная с помощью выражения (10.5.1).

Результаты оценки коэффициента когерентности, полученные с помощью выражения (10.5.2), приведены на рис. 10.40 и 10.41.

Как видно из рис. 10.40, несмотря на использованную модификацию, даже при нулевом значении когерентности смещение оценки когерентности составляет приблизительно 0,2, что существенно улучшает качество предложенного подхода.

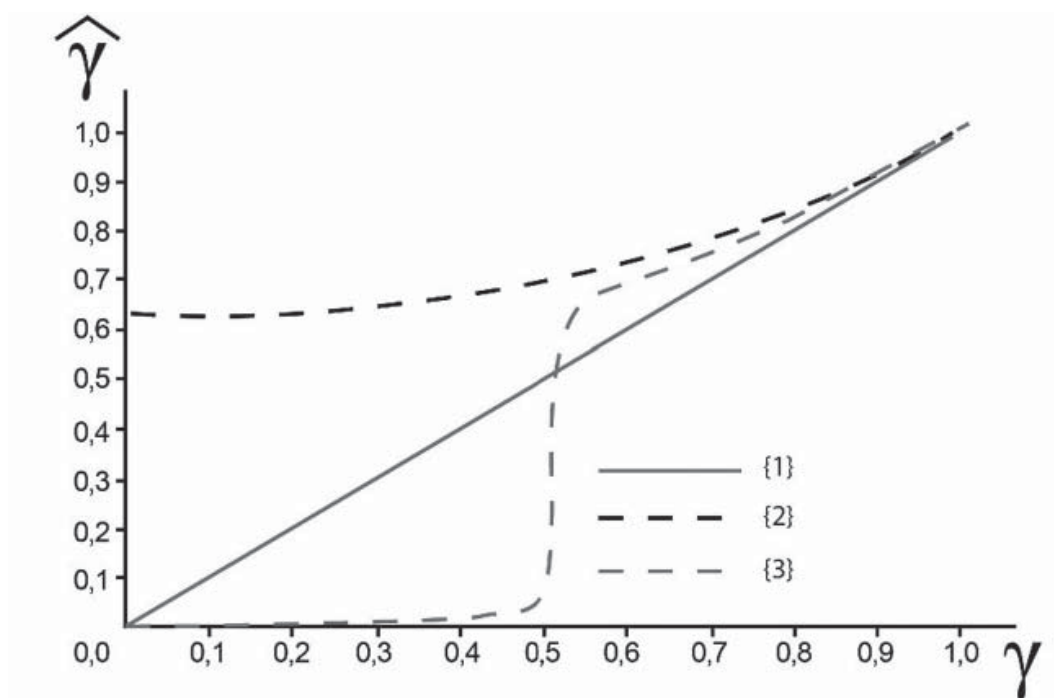


Рис. 10.40. Зависимость оценки коэффициента когерентности

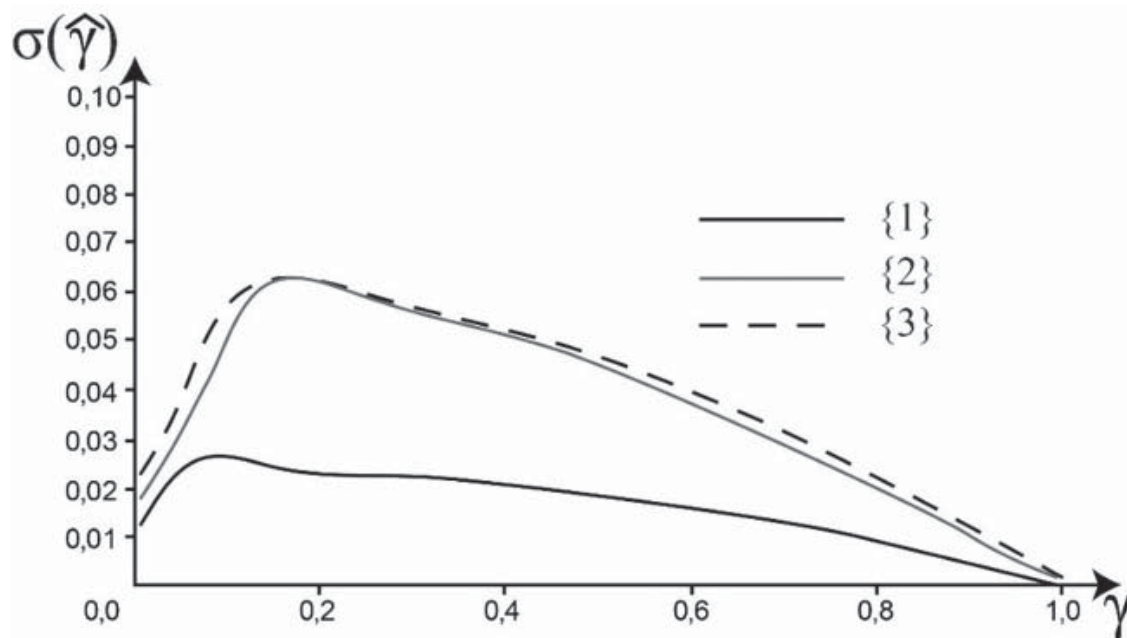


Рис. 10.41. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности.
 Расчеты выполнены для модельных изображений,
 имитирующих ровную поверхность

Однако при использовании выражения (10.5.2) уменьшается статистическая значимость полученной карты когерентности за счет удаления всех результатов с $\hat{\gamma} < 0,5$. Для уточнения этого вопроса выполнен расчет зависимости СКО от величины когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана при функции линейной функции, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорных изображений использовано тестовое изображение, приведенное на рис. 10.36, а, б и представляющее собой приближение местности с плавно изменяющимся рельефом. Размер окна усреднения принят равным 25×25 . Полученные зависимости представлены на рис. 10.41–10.42.

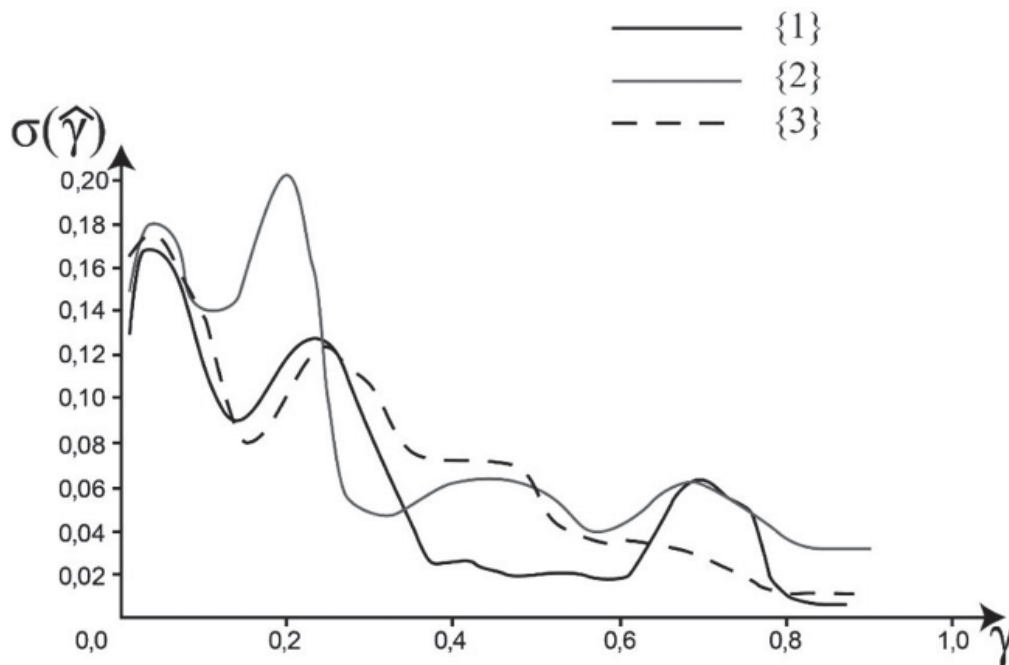


Рис. 10.42. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности.

Расчеты выполнены для модельных изображений, имитирующих присутствие плавно меняющегося рельефа

Ход изменения зависимости повторяет классический случай, однако при использовании выражения (10.5.2) оценки получаются завышенными, а разброс СКО возрастает, причем в случае применения модифицированного выражения разброс оказывается еще более существенным за счет игнорирования величин корреляции менее 0,5. Сами изображения карт когерентности представляют собой шумоподобные изображения, распределение которых близко к релеевскому.

Еще один способ расчета значения когерентности основан на том факте, что значения амплитуд не влияют на результат обработки интерференционных пар, а могут использоваться лишь в промежуточных вычислениях. Исходя из этих соображений, значения амплитуд можно устранить из выражения для расчета карт когерентности:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} D_{intr} \right|}{(2N+1)^2}. \quad (10.5.3)$$

Зависимость оценки коэффициента когерентности между смоделированными снимками от их теоретического значения, построенная с помощью выражения (10.5.3), приведена на рис. 10.43.

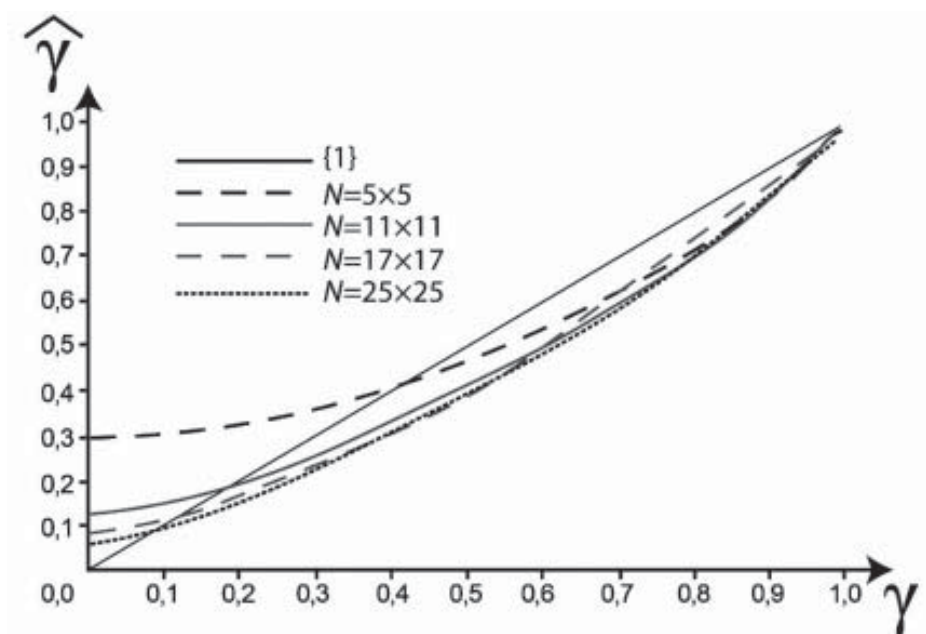


Рис. 10.43. Оценка коэффициента когерентности.
Расчеты приведены для разных величин окон усреднения N

Как видно из рис. 10.43, смещение оценки коэффициента корреляции может быть как положительным, так и отрицательным.

Зависимость величины смещения при нулевой когерентности от размеров области усреднения представлена на рис. 10.44.

Ход изменения зависимости повторяет классический случай, однако при использовании выражения (10.5.2) смещения получаются чуть заниженными, так что при нулевой корреляции с увеличением размера

окна от 1 до 41 пикселей величина смещения при оценке коэффициента корреляции уменьшается от 1,0 до 0,020. При этом размер окна, при котором величина смещения не превышает 0,05, также составляет (19×19) . Таким образом, оптимальный размер окна при использовании формулы (10.18) составляет не менее (19×19) .

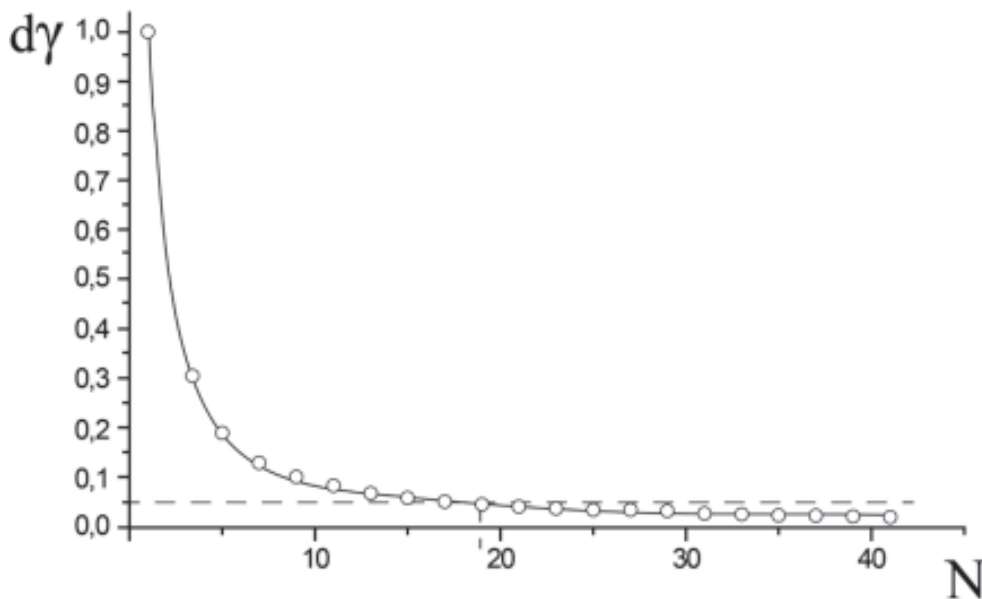


Рис. 10.44. Зависимость величины смещения оценки при нулевой корреляции. Пунктирной линией показана граница допустимых значений величины смещения, равной 0,5

Для оценки влияния выражения (10.5.2) на присутствие вариаций величины когерентности выполнен расчет зависимости СКО от величины когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана при функции линейной функции, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорного изображения использованы тестовые изображения, приведенные на рис. 10.36 а, б и представляющее собой приближение местности с плавно изменяющимся рельефом. Размер окна усреднения принят равным 25×25 . Полученные зависимости представлены на рис. 10.45.

Таким образом, среди рассмотренных в этом разделе методов наилучшие результаты дает классическая формула (10.2.2), однако в ряде случаев (незначительные перепады высот местности) оказывается возможным опустить влияние амплитуд и использовать выражение (10.5.1) с целью ускорения процедуры обработки данных.

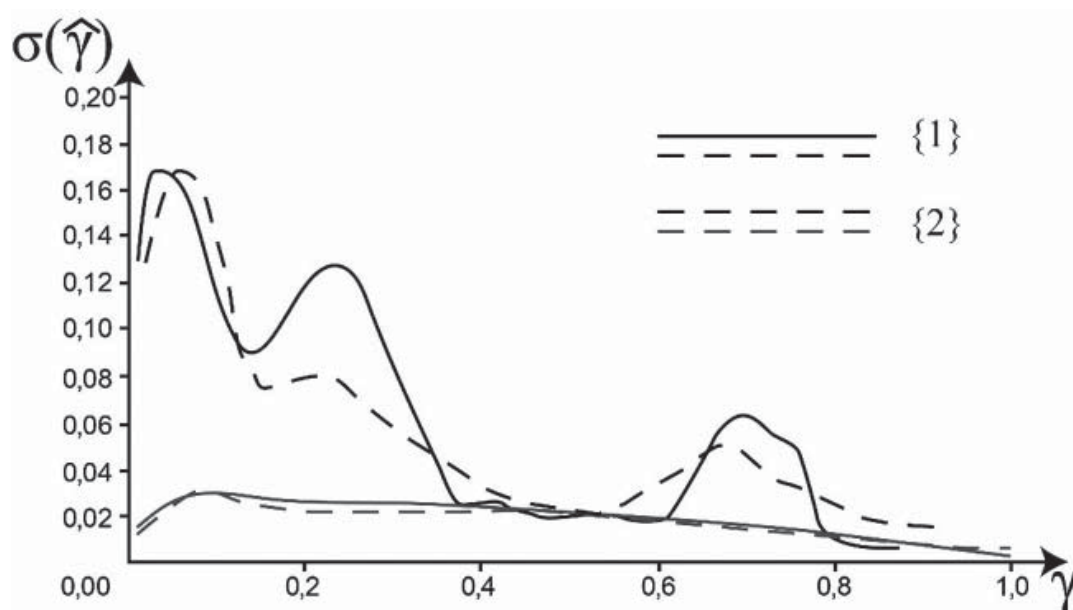


Рис. 10.45. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности.
Серые линии соответствуют плоской модели рельефа,
черные линии – модели рельефа с плавно изменяющимся значением корреляции)

10.5.3. Методы, основанные на пространственном дифференцировании

Следующая группа способов расчета карт когерентности представляет собой попытку избавиться от уклона топографической фазы за счет пространственного дифференцирования интерферометрических данных. Уклон фазы негативно сказывается на возможности достоверного оценивания когерентности, поскольку при наличии уклона фаза будет принимать всевозможные значения в интервале $[-\pi; \pi]$, что будет эквивалентно случайной фазе.

Метод пространственного дифференцирования реализуется применением следующего выражения:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_1(i, j) dZ_2^*(i, j) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_1(i, j) \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_2(i, j)}}, \quad (10.5.1)$$

где элементы dZ_1 и dZ_2 представляют собой операторы вычитания фаз соседних элементов, а именно, следующие комбинации опорного и вспомогательного изображений:

$$dZ_1 = Z_1(i, j) \cdot Z_1^*(i, j+1);$$

$$dZ_2 = Z_2(i, j) \cdot Z_2^*(i, j+1).$$

Действительно, исходя из представления радиолокационного сигнала, элемент dZ_1 может быть представлен как:

$$\begin{aligned} dZ_1 &= A_1(i, j) \cdot e^{i\varphi_1(i, j)} \cdot A_1(i, j+1) \cdot e^{-i\varphi_1(i, j+1)} = \\ &= A_1(i, j) \cdot A_2(i, j+1) \cdot e^{i(\varphi_1(i, j) - \varphi_1(i, j+1))}. \end{aligned}$$

Таким образом, фазовая составляющая элемента dZ_1 обеспечивает пространственное дифференцирование вдоль направления дальности. Аналогично, может быть представлена фазовая составляющая элемента dZ_2 . Подробно теоретическое обоснование формулы (10.6.1) рассмотрено в [74]. Зависимость величины смещения при нулевой когерентности от размеров области усреднения при использовании выражения (10.6.1) представлена на рис. 10.46, зависимость величины смещения от размера области усреднения – на рис. 10.47.

В отличие от классических способов, метод, основанный на пространственном дифференцировании, требует большего размера окна усреднения, а именно 23×23 . В противном случае смещения оказываются существенными, что неизбежно приведет к ложной интерпретации.

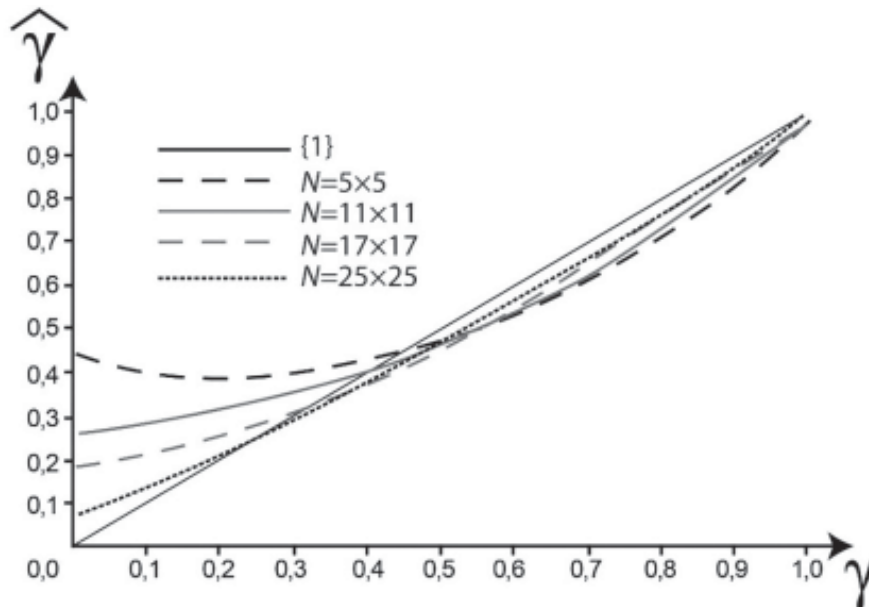


Рис. 10.46. Зависимость оценки коэффициента когерентности между от их теоретического значения. Расчеты приведены для разных величин окон усреднения N . Линия $\{1\}$ соответствует теоретической зависимости

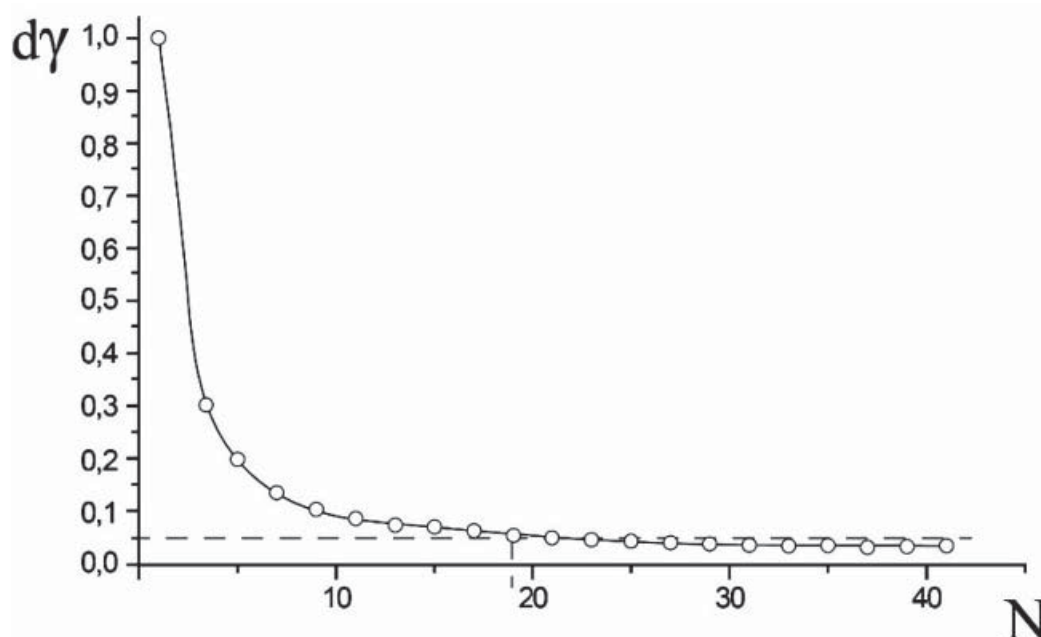


Рис. 10.47. Зависимость величины смещения оценки от теоретического значения когерентности при нулевой корреляции. Пунктирной линией показана граница допустимых значений величины смещения, равной 0,5

Поскольку этот тип модификации предназначен для учета влияния топографической фазы, то имеет смысл по аналогии с методом 2-ДПФ проверить его чувствительность к наличию уклонов. С использованием тестового изображения, приведенного на рис. 10.48, построен горизонтальные профили величин когерентности, усреднение выполнено по 15 значениям. Полученные профили сопоставлены с дифференциалом (уклоном) горизонтального профиля тестового изображения, результаты приведены на рис. 10.48.

Видно, что карта когерентности, полученная с применением пространственного дифференцирования, показала результаты, сопоставимые с методом 2-ДПФ, в целом величины подчиняются равномерному распределению в диапазоне значений от 0,4 до 0,55.

Для выявления зависимости качества карты когерентности, полученной с использованием метода пространственного дифференцирования, от величины коэффициента когерентности $\hat{\gamma}$ между парными снимками выполнен расчет значений коэффициентов корреляции ρ между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов, результаты представлены в табл. 10.3.

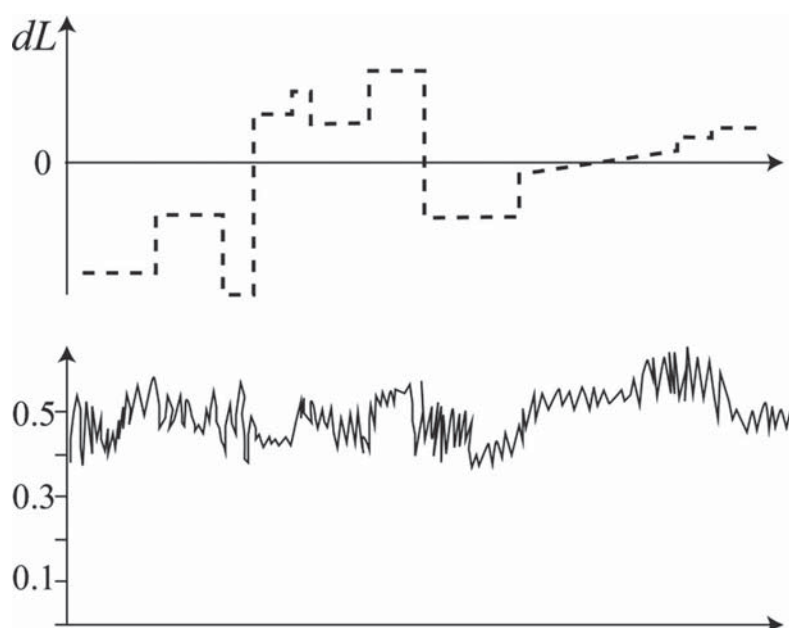


Рис. 10.48. а – производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б – усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной с применением метода пространственного дифференцирования

Т а б л и ц а 10.3

Зависимость коэффициента корреляции от значения величины когерентности между парными снимками

Коэффициент когерентности $\hat{\gamma}$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Коэффициент корреляции ρ	0,026	0,035	0,049	0,056	0,058	0,059	0,056	0,058	0,059

Как и в случае метода 2-ДПФ, видно, что значение коэффициента корреляции между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов остается на неизменном уровне при величине коэффициента когерентности более чем 0,4. При меньших значениях коэффициента когерентности величина корреляция крайне мала, что с точки зрения практического применения указывает на такие специфические объекты подстилающей поверхности, как гидрография и растительность.

Стоит отметить, что метод пространственного дифференцирования показал несколько худшие результаты, чем метод 2-ДПФ, однако скорость обработки при этом оказалась сопоставимой с классическим выражением (10.2.2).

Таким образом, показано, что топографическая составляющая фазы действительно влияет на оценки когерентности, причем в случае выраженного рельефа местности классическая формула (10.2.2) становится малоприменимой.

10.6. Литература к главе 10

1. Abdelfattah R. Nicolas J.-M. Mixture Model for the Segmentation of the InSAR Coherence Map // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2010. – Vol. 12. – № 1. – P. S138-S144.

2. Arciniegas G., Bijker W., Kerle N., Tolpekin V. Coherence- and amplitude-based analysis of seismogenic damage in Bam, Iran, using ENVISAT ASAR data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2007. – Vol. 45. – № 6. – P. 1571-1581.

3. Askne J., Hagberg J.O. Potential of interferometric SAR for classification of land surfaces // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 1993. – P. 985-987.

4. Burgess D.O., Sharp M.J., Mair D.W.F., Dowdeswell J.A., Benham T.J. Flow dynamics and iceberg calving rates of Devon Ice Cap, Nunavut, Canada // Journal of Glaciology. – 2005. – Vol. 51. – №173. – P. 219-230.

5. Cattabeni M., Monti-Guarnieri A., Rocca F. (1994). Estimation and improvement of coherence in SAR interferograms // Geoscience and Remote Sensing Symposium. – 1994. – Vol. 2. – P. 720-722.

6. Engdahl M., Hyypä J. Land-cover classification using multitemporal ERS-1/2 InSAR data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2003. – Vol. 41. – P. 1620-1628.

7. Fanelli A., Santoro M., Vitale A., Murino P., Askne J. Understanding ERS Coherence over Urban Areas // Envisat Symposium Looking down to Earth in the NEW Millennium. – 2000.

8. Gens R., van Genderen J.L. Review Article SAR interferometry – issues, techniques, applications // International Journal of Remote Sensing. – 1996. – Vol. 17. – №10. – P. 1803-1835.

9. Goodman N.R. Statistical Analysis Based on a Certain Multivariate Complex Gaussian Distribution (An Introduction) // *The Annals of Mathematical Statistics*. – 1936. – Vol. 34. – №1. – P. 152-177.
10. Guneriussen T., Hogda K.A., Johnsen H., Lauknes I. InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2001. – Vol. 39. – P. 2101-2108.
11. Hallikainen M. Review of the Microwave Dielectric and Extinction Properties of Sea Ice and Snow // *Geoscience and Remote Sensing Symposium*. – 1992. – Vol. 2. – P. 961-965.
12. Heiko B. Forest mapping and monitoring with interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) // *Progress in Physical Geography*. – 2001. – Vol. 25. – №2. – P. 159-177.
13. Junhaia G., Daqinga G., Linxina W., Zuoruc Y., Zhiyic D., Wang Y., Liao M., Zhang L. A Coherence Estimation Method for Multi-temporal D-InSAR Deformation Monitoring in Coal Mining Areas // *SAR and Multispectral Image Processing*. – 2005. – Vol. 6043.
14. Lee H. Topographic phase corrected coherence estimation using multi-pass differential SAR interferometry: Differential coherence // *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. – 2000. – Vol. 2. – P. 776-778.
15. Mingsheng L., Liming J., Hui L., Bo H., Jianya G. Urban Change Detection Based on Coherence and Intensity Characteristics of SAR Imagery // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. – 2008. – P. 999-1006;
16. Monti-Guarnieri A., Guccione P., Pasquali P., Desnos Y.L. Multi-mode ENVISAT ASAR interferometry: techniques and preliminary results // *IEE Proceedings – Radar Sonar and Navigation*. – 2003. – Vol. 150. – P. 193-200.
17. Monti-Guarnieri A., Prati C. SAR interferometry: a “Quick and dirty” coherence estimator for data browsing // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 1997. – Vol. 35. – №3. – P. 660-669.
18. T.M. Payne The effect of scene elevation on the coherence of wide-angle crossing-node SAR pairs // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2004. – Vol. 42. – №3. – P. 520-528.
19. Santoro M., Cartus O. Improvement of interferometric SAR coherence estimates by slope-adaptive range common-band filtering // *Geoscience and Remote Sensing Symposium*. – 2007. – P. 129-132.

-
20. Schneider R.Z., Papathanassiou K.P., Hajnsek I., Moreira A. Polarimetric and interferometric characterization of coherent scatterers in urban areas // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2006. – Vol. 44. – №4. – P. 971-984.
21. Seymour M.S., Cumming I.G. Maximum likelihood estimation for SAR interferometry // *Proceedings of IGARSS, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena*. – 1994. – Vol. 4. – P. 2272-2275.
22. SRTM DATA. режим доступа [<http://srtm.csi.cgiar.org/>].
23. Takeuchi S., Suga Y., Yonezawa C., Chen A.J. Detection of urban disaster using InSAR. A case study for the 1999 Great Taiwan Earthquake // *Geoscience and Remote Sensing Symposium*. – 2000. – Vol. 1. – P. 339-341.
24. Tiuri M., Sihvola A., Nyfors E., Hallikaiken M. The complex dielectric constant of snow at microwave frequencies // *IEEE Journal of Oceanic Engineering*. – 1984. – Vol. 9. – №5. – P. 377-382.
25. Touzi R., Lopes A., Bruniquel J., Vachon P.W. Coherence estimation for SAR imagery // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 1999. – Vol. 37. – №1. – P. 135-149.
26. Touzi R., Lopes A. Statistics of the Stokes parameters and of the complex coherence parameters in one-look and multilook speckle fields // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 1996. – Vol. 34. – №2. – P. 519-531.
27. Vasile G., Trouve E. General adaptive-neighborhood technique for improving synthetic aperture radar interferometric coherence estimation // *PubMed*. – 2004. – Vol. 21. – №8. – P. 1455-1464.
28. Wang T., Liao M., Perissin D. InSAR Coherence-Decomposition Analysis // *Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2010. – Vol. 7. – P. 156-160.
29. Wright P., Macklin T., Willis C., Rye T. Coherent change detection with SAR // *Radar Conference*. – 2005. – P. 17-20.
30. Zebker A.H., Chen K. Accurate Estimation of Correlation in InSAR Observations // *Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2005. – Vol. 2. – P. 124-127.
31. Валеев В.Г. Помехоустойчивость радиотехнических измерительных систем. – Свердловск: Уральский политехнический институт им. С.М. Кирова, 1987. – 101 с.
32. Горяинов В.Б., Павлов И.В., Цветкова Г.М. и др. Математическая статистика. (Сер. Математика в техническом университете. Вып. XVII). – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 424 с.

33. Коберниченко В.Г., Сосновский, А.В. Особенности построения цифровых моделей рельефа на основе метода космической радиолокационной интерферометрии // Труды СПИИРАН. – 2013. – Т. 5, №28. – С. 194-208.

34. Неронский Л.Б., Михайлов В.Ф., Брагин И.В. Микроволновая аппаратура дистанционного зондирования поверхности Земли и атмосферы. Радиолокаторы с синтезированной апертурой антенны: учебное пособие. – СПб.: ГУАП, 1999. – 220 с.

35. Сосновский А.В., Коберниченко В.Г. О Точности цифровых моделей рельефа, полученных методом космической радиолокационной интерферометрии // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2012. – Т. 9, № 2. – С. 122-129.

36. Сосновский А.В., Коберниченко В.Г. Исследование алгоритмов развертывания фазы при формировании цифровых моделей местности методом космической радиолокационной интерферометрии // Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. – Т. 7. – С. 84-92.

11. АНАЛИЗ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ РЛС С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ

1.1. Введение

Эффективное решение задачи обнаружения и, тем более, распознавания объектов, расположенных на земной (водной) поверхности, средствами радиолокационного наблюдения с синтезированной апертурой [1] требует обеспечения достаточно высокого (порядка 20 дБ) [2] отношения сигнал/шум. В тоже время следует иметь в виду, что при наблюдении земли из космоса возможно действие искусственных помех, как специально организованных, так и связанных с работой различных радиотехнических средств. Последнее обстоятельство стимулирует решение задачи анализа влияния такого рода помех и разработки методики расчета помехозащищенности РСА с тем, чтобы оценить возможность эффективного решения задач классификации в реальной помеховой обстановке.

1.2. Вывод основных соотношений

Рассмотрим процесс наблюдения точечной цели с помощью би-статической РСА при наличии в зоне действия РЛС совокупности N_{Π} точечных источников шумовых помех. Геометрические соотношения, характеризующие указанную ситуацию, приведены на рис. 11.1. Определим отношения сигнал/помеха и сигнал/(помеха+шум) в элементе РЛИ.

Комплексная амплитуда сигнала, принимаемого в n -м периоде повторения зондирующих импульсов, может быть представлена в виде:

$$U(n, t) = U_0 G(\bar{x}_{\Pi}, t_n) S_n(\bar{x}_{\Pi}, t) E(\bar{x}_{\Pi}, t_n) f_{\Pi} + N(t) + \\ + \sum_{i=1}^{N_{\Pi}} U_i G_2(\bar{x}_{\Pi i}, t_n) S_i^{\Pi} \left[t - \frac{r_2(\bar{x}_{\Pi i}, t_n)}{c} \right] E_2(\bar{x}_{\Pi i}, t_n) g_i^{\Pi}(t_n) \quad (11.1)$$

где f_{Π} – значение комплексной функции отражения для наблюдаемой точечной цели,

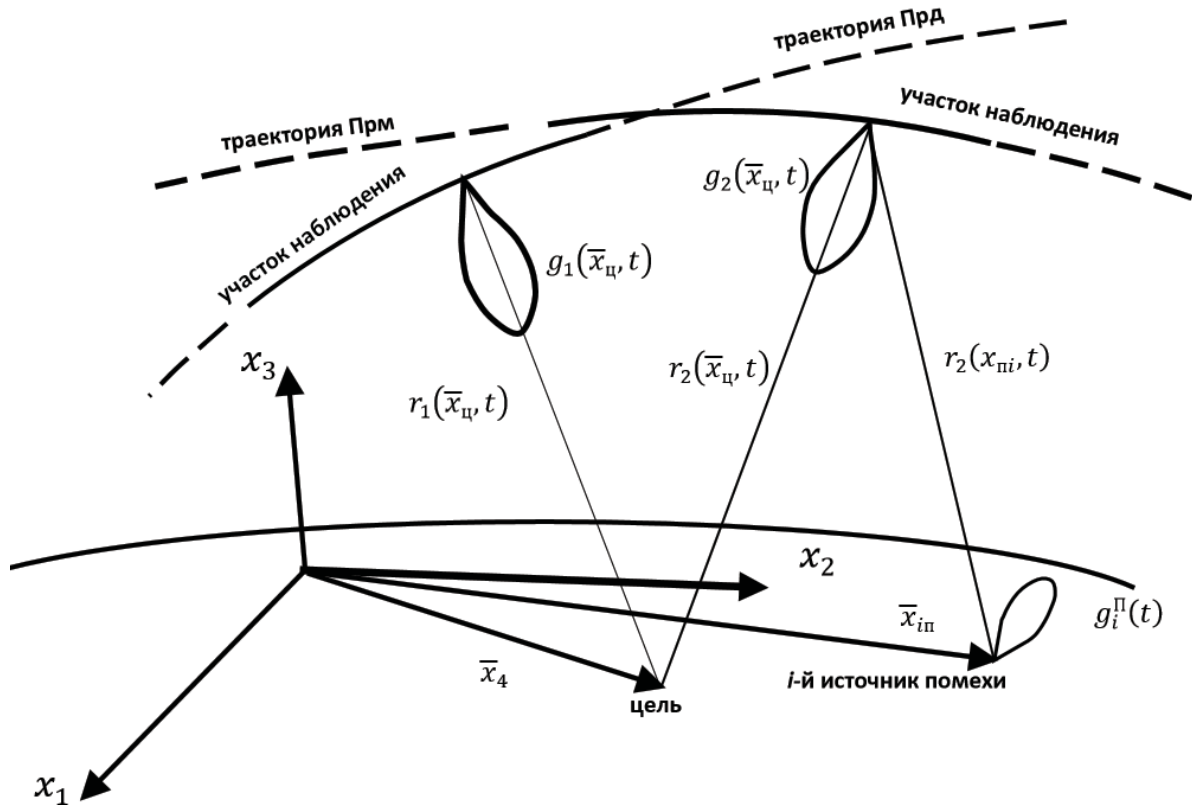


Рис. 11.1. Геометрические соотношения

$$\begin{matrix} * \\ \langle 0.5 f_{\text{ц}} f_{\text{ц}} \rangle = 1; \end{matrix} \quad (11.2)$$

$$S_n(\bar{x}_{\text{ц}}, t) = S\{t - nT - [r_1(\bar{x}_{\text{ц}}, t) + r_2(\bar{x}_{\text{ц}}, t)]J/c\}, \quad (11.3)$$

– комплексная огибающая n -го зондирующего импульса, \bar{x} – радиус-вектор, задающий положение наблюдаемой точки; $g_i^{\text{п}}(t_{\text{п}})$ – значение нормированной диаграммы направленности излучающей системы i -го источника помех в направлении приемной антенны РЛС в n -м периоде зондирования; $S_i^{\text{п}}(t)$ – комплексная амплитуда колебания, излученного i -м источником помех;

$$G_2(\bar{x}, t_n) = \frac{q_2(\bar{x}, t_n)}{r_2(\bar{x}, t_n)}; \quad (11.4)$$

$$E_2(\bar{x}, t_n) = \exp[-jkr_2(\bar{x}, t_n)]; \quad (11.5)$$

$$G(x, t) = \frac{q_1(\bar{x}, t_n) q_2(\bar{x}, t_n)}{r_1(\bar{x}, t_n) r_2(\bar{x}, t_n)}; \quad (11.6)$$

$$E(\bar{x}, t_n) = \exp\{-jk[r_1(\bar{x}, t_n) + r_2(\bar{x}, t_n)]\}; \quad (11.7)$$

$q_1(\bar{x}, t_n)$, $q_2(\bar{x}, t_n)$ – значения нормированных диаграмм направленности антенн приемника и передатчика РЛС в направлении точки \bar{x} до передатчика и приемника РЛС в момент излучения n -го импульса;

$$U_i = \sqrt{\frac{G_{20} G_{i0}^{\Pi} \lambda^2}{(4\pi)^2}}; \quad (11.8)$$

$$U_o = \sqrt{\frac{2P_0 \lambda^2 G_{10} G_{20}}{(4\pi)^3} \sigma_{\Pi}^2}; \quad (11.9)$$

G_{i0}^{Π} – коэффициент усиления излучающей системы i -го источника помех; G_{10} , G_{20} – коэффициенты усиления передающей и приемной антенн РЛС; P_0 – импульсная мощность зондирующего сигнала; σ_{Π}^2 – ЭПР цели. В дальнейшем для сокращения записей вместо “ t_n ” используется обозначение “ n ”.

При формировании РЛИ принимаемый сигнал проходит через фильтр, согласованный с одиночным зондирующим импульсом. На выходе фильтра в j -м канале дальности и n -м периоде повторения получаем отсчет, величина которого определяется выражением:

$$U_j(n) = \int U(n, t) S_{\Pi}^*(\bar{x}_{oj}, t) dt, \quad (11.10)$$

где \bar{x}_{oj} – радиус-вектор, задающий положение j -го канала дальности в пространстве.

При формировании РЛИ методом весового суммирования для k -го азимутального отсчета в j -м канале дальности получаем выражение:

$$F_j(k) = \sum_{n=-M}^M U_j(k+n) H_j(n) \quad (11.11)$$

где $H_j(n)$ – комплексная весовая функция обработки для j -го канала дальности, $2M+1$ – число когерентно суммируемых импульсов.

После подстановки (10) в (11) с учётом (11.1) запишем выражения для сигнальной F_{jc} , помеховой F_{jn} и шумовой F_{ju} составляющих k -го отсчета РЛИ в j -м канале:

$$F_{jc}(k) = \quad (11.12)$$

$$= U_o f_{\text{ц}} \Psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{\text{ц}}) \sum_{n=-M}^M G[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] E[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] H_j(n),$$

$$F_{j\text{п}}(k) =$$

$$= \sum_{i=1}^{N_{\text{п}}} U_i \sum_{n=-M}^M G_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (n+k)] E_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (n+k)] g_i^{\text{п}}(n+k) H_j(n) * \\ * \int S_{n+k}(\bar{x}_{Oj}, t) S_i^{\text{п}}\{e - r_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (n+k)]/c\} dt, \quad (11.13)$$

$$F_{j\text{ш}}(k) = \sum_{n=-M}^M H_j(n) \int S_{n+k}(\bar{x}_{Oj}, t) N(t) dt, \quad (11.14)$$

где $\psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{\text{ц}})$ – функция неопределенности одиночного зондирующего импульса

Определим дисперсии полученных величин (11.12-14).

$$\sigma_{jc}^2(k) = \quad (11.15)$$

$$= U_o^2 |\Psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{\text{ц}})|^2 \left| \sum_{n=-M}^M G[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] E[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] H_j(n) \right|^2$$

$$\sigma_{j\text{п}}^2(k) = \quad (11.16)$$

$$= \sum_{i=1}^{N_{\text{п}}} U \sum_{n=-M}^M \sum_{m=-M}^M G_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (n+k)] E_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (n+k)] g_i^{\text{п}}(n+k) H_j(n) * \\ * p_{ij}^{\Phi}[(n+k), (m+k)] G_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (m+k)] E_2[\bar{x}_{\text{п}i}, (m+k)] g_i^{\text{п}}(m+k) H_j(m)$$

$$\text{где} \quad p_{ij}^{\Phi}(n, m) = \quad (11.17)$$

$$= \iint p_i\{[t - r_2(\bar{x}_{\text{п}i}, n)/c], [u - r_2(\bar{x}_{\text{п}i}, m)/c]\} S_{\text{п}}(\bar{x}_{Oj}, t) S_m(\bar{x}_{Oj}, u) dt du$$

– коэффициент корреляции n -го и m -го отсчетов помехи, излученной i -м источником, на выходе фильтра в j -м канале дальности;

$$p(t, u) = \langle 0.5 S_i^{\Pi}(t) S_i^{\Pi}(u) \rangle^* \quad (11.18)$$

– корреляционная функция колебаний i -го источника помех.

Для широкополосных помех, имеющих спектральную плотность N_i , справедливы выражения:

$$p_i(t, u) = N_i \delta(t - u)$$

$$p_{ij}^{\Phi}(n, m) = \delta_{nm} \Psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{Oj}) N_i \quad (11.19)$$

где δ_{nm} – символ Кронеккера.

При этих условиях выражение (11.16) принимает следующий вид:

$$\sigma_{j\Pi}^2(k) = \quad (11.20)$$

$$= \sum_{i=1}^{N_{\Pi}} N_i \Psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{Oj}) U_i^2 \sum_{n=-M}^M \{G_2[\bar{x}_{\Pi i}, (n+k)] g_i^{\Pi}(n+k) |H_j(n)|\}^2$$

Полагая шум «белым» со спектральной плотностью N_O , для дисперсии шумовой составляющей получим:

$$\sigma_{j\Pi}^2(k) = N_O \Psi^D(\bar{x}_{Oj}, \bar{x}_{Oj}) \sum_{n=-M}^M |H_j(n)|^2 \quad (11.21)$$

Искомые отношения сигнал/помеха (q_{cn}) и сигнал/(помеха+шум) ($q_{c\Pi\Pi}$) в j -м канале дальности определяются следующим образом:

$$q_{c\Pi}(j, k) = \sigma_{jc}^2(k) / \sigma_{j\Pi}^2(k) \quad (11.22)$$

$$q_{c\Pi\Pi}(j, k) = \sigma_{jc}^2(k) / [\sigma_{j\Pi}^2(k) + \sigma_{j\Pi\Pi}^2(k)] =$$

$$= [1/q_{c\Pi}(j, k) + 1/q_{c\Pi\Pi}(j, k)]^{-1} \quad (11.23)$$

где

$$q_{c\Pi\Pi}(j, k) = \sigma_{jc}^2(k) / \sigma_{j\Pi\Pi}^2(k) \quad (11.24)$$

– отношение сигнал/шум на выходе РСА.

Зависимость отношений q_{cn} , $q_{cш}$ и $q_{cш}$ от « j » и « k » характеризует их изменение при переходе от одного элемента РЛИ к другому.

Для определения коэффициента улучшения и зон подавления рассмотрим следующие соотношения:

$$q_{oi}(k) = \frac{U_o^2 \Psi^D(\bar{x}_{oj}, \bar{x}_{oj})}{U_i^2 N_i r_i^2(x_{ц}, k)}, \quad (11.25)$$

$$q_{oш}(k) = \frac{U_o^2 \Psi^D(\bar{x}_{oj}, \bar{x}_{oj})}{N_o r_1^2(x_{ц}, k) r_2^2(x_{ц}, k)}, \quad (11.26)$$

Для функции неопределенности одиночного импульса длительностью $\tau_{и}$ справедливо равенство

$$\psi^D(\bar{x}, \bar{x}) = \tau_{и} \quad (11.27)$$

Выражение (11.25) с учётом (11.8) и (11.9) представляет собой отношение энергии сигнала к спектральной плотности i -й помехи на входе приёмника РЛС в k -м периоде зондирующих импульсов для случая, когда i - q источник помех находится в той же точке пространства, что и цель

Используя введенные обозначения (11.25) и (11.26), для широкополосных помех формулы (11.22) и (11.24) можно представить в следующем виде:

$$q_{сш}(j, k) = \left[\sum_{i=1}^{N_{\Pi}} \frac{1}{q_{oi}(k) K_{yi}(j, k)} \right]^{-1}, \quad (11.28)$$

$$q_{сш}(j, k) = q_{ош}(k) K_{ш}(j, k), \quad (11.29)$$

где $K_{yi}(j, k) =$

$$= \frac{r_1^2(\bar{x}_{ц}, k) \left| \sum_{n=-M}^M G[\bar{x}_{ц}, (n+k)] E[\bar{x}_{ц}, (n+k)] H_j(n) \right|^2}{\sum_{n=-M}^M \left\{ G[\bar{x}_{ц}, (n+k)] g_i^n(n+k) |H_j(n)| \right\}^2} \quad (11.30)$$

$$K_{\text{ш}}(j, k) = \quad (11.31)$$

$$= \frac{r_1^2(\bar{x}_{\text{ц}}, k) r_2^2(\bar{x}_{\text{ц}}, k)}{\sum_{n=-M}^M |H_j(n)|^2} \left| \sum_{n=-M}^M G[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] E[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] H_j(n) \right|^2$$

Как следует из (11.29), коэффициент $K_{\text{ш}}$ имеет смысл коэффициента улучшения отношения сигнал/шум за счет когерентного накопления в устройстве синтезирования. Для выяснения смысла коэффициента K_{yi} рассмотрим случай воздействия на РСА одиночного источника помех. При этом имеем:

$$q_{\text{сн}}(j, k) = q_{oi}(k) K_{yi}(j, k). \quad (11.32)$$

Это выражение позволяет трактовать введенный безразмерный коэффициент как коэффициент улучшения отношения сигнал/(одиночная точечная помеха) за счет синтезирования апертуры. Для РСА с заданными характеристиками K_{yi} зависит только от взаимного расположения цели, источника помех и участка синтезирования. Независимость введенного коэффициента от энергетических параметров РЛС и источника помех делает его удобной характеристикой для сравнения различных вариантов построения РСА по их помехозащищенности.

При воздействии на РСА узкополосных помех коэффициент улучшения отношения сигнал/помеха может быть записан следующим образом:

$$\begin{aligned} K_{yi}(j, k) &= r_1^2(\bar{x}_{\text{ц}}, k) \left| \sum_{n=-M}^M G[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] E[\bar{x}_{\text{ц}}, (n+k)] H_j(n) \right| \\ &\cdot \left\{ \sum_{n=-M}^M \sum_{m=-M}^M G_2[\bar{x}_{\text{пи}}, (n+k)] E_2[\bar{x}_{\text{пи}}, (n+k)] g_i^{\text{п}}(n+k) H_j(n) \cdot \right. \\ &\quad \cdot p_{ij}^{\Phi\text{H}}[(n+k), (m+k)] G_2[\bar{x}_{\text{пи}}, (m+k)] \cdot \\ &\quad \cdot E[\bar{x}_{\text{пи}}, (m+k)] g_i^{\text{п}}(m+k) H_j(m) \left. \right\}^{-1} \end{aligned} \quad (11.33)$$

где $p_{ij}^{\Phi\text{H}}(n, m)$ – нормированный к максимальному значению коэффициент корреляции n -го и m -го отсчетов i -й помехи на выходе фильтра в j -м канале дальности.

Для наглядного представления о работоспособности РСА в условиях помех могут быть использованы, так называемые, зоны подавления, которые представляют собой области поверхности, отвечающие следующему условию – при расположении источника помехи в пределах названной зоны отношение сигнал/помеха не превышает заданного уровня.

Полученные результаты – выражения для расчета помехозащищенности – позволяют проводить анализ эффективности конкретных вариантов построения РСА.

1.3. Расчёт зон подавления и коэффициентов улучшения.

Рассмотрим типовой случай использования. Приемная и передающая РЛС расположены на одном носителе, причем диаграммы направленности (ДН) антенн ориентированы по нормали к траектории носителя (азимутальный скос ДН отсутствует). Все приведенные ниже результаты анализа помехозащищенности получены применительно к РЛС типа SEASAT-A, основные параметры которой имеют следующие значения:

- высота полета носителя РЛС – 800 км;
- скорость носителя – 7500 м/с;
- период повторения зондирующих импульсов – $0.6 \cdot 10^{-3}$ с;
- длина волны излучения – 23.5 см;
- горизонтальный раскрыв антенны – 11 м;
- угол наклона луча антенны к вертикали – 20° ;
- импульсная мощность передатчика – 800 Вт;
- полоса частот приемного тракта – 6м Гц;
- коэффициент сжатия – 642.

При фокусированной обработке когерентно суммируются 1025 отсчетов сигнала в каждом канале дальности, что соответствует участку синтезирования длиной 4612.5 метров и времени накопления 0.615 с. Разрешение по азимуту в этом случае составляет около 22 м. Для нефокусированной РСА участок синтезирования определяется следующим образом:

$$L_{\text{эфф}} = \sqrt{\sqrt{(H^2 + R^2)}\lambda}, \quad (11.34)$$

где H – высота полета носителя,

R_0 – горизонтальная дальность до точки наблюдения,

λ – длина волны.

При выбранных параметрах $L_{\text{эфф}} = 447.3$ м, что соответствует накоплению 101 отсчета и разрешению 224 м.

Сравнение помехоустойчивости фокусированных и нефокусированных РСА производилось на основе зависимости коэффициента улучшения K_y от координат точечного источника помехи относительно точки нахождения цели. На рис. 11.2 представлены зоны подавления РСА, соответствующие зависимости коэффициента улучшения от положения источника помех. Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы.

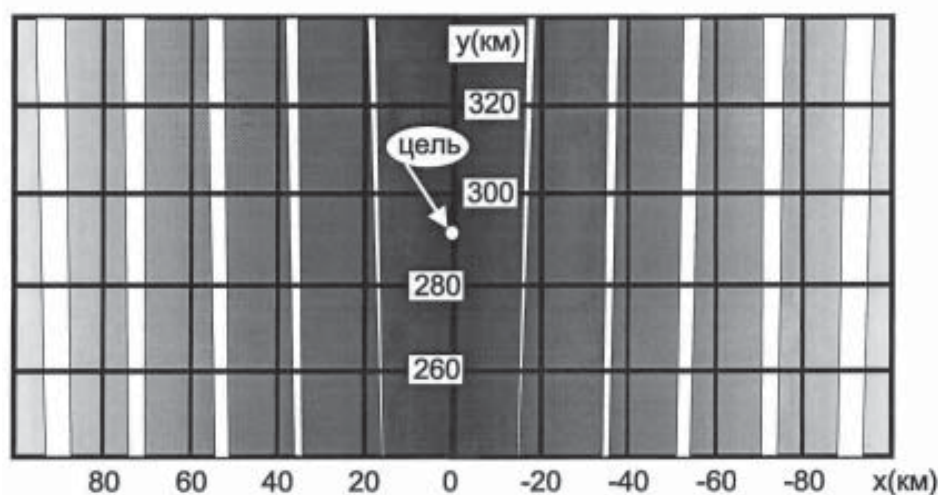


Рис.11.2. Пример построения зоны подавления РСА одиночным источником помех (заштрихованы области, где $K_y < 50$ дБ)

1. Зависимость коэффициента улучшения отношения сигнал/помеха от азимутального положения источника помех носит сложный лепестковый характер. Вид названной зависимости в основном определяется формой диаграммы направленности антенны РЛС в азимутальной плоскости и характером движения РЛС.

2. При увеличении количества суммируемых отсчетов в зависимости коэффициента улучшения от азимута постановщика помех провалы характеристик уменьшаются, а пики сглаживаются.

3. Использование фокусированных РСА, как и следовало ожидать, обеспечивает дополнительный выигрыш в помехозащищенности по сравнению с нефокусированной РСА. В рассмотренных примерах помехозащищенность фокусированных РСА примерно на порядок выше.

4. Для эффективного обнаружения сигнала со случайными амплитудами и фазами (вероятность правильного обнаружения порядка 0.9 при вероятности ложной тревоги 10^{-6}) следует обеспечить отношение сигнал/помеха порядка 20 дБ. Диапазон изменения отношения сигнал/помеха при действии типовых источников при значении ЭПР, составляющей 104-105 м², отношение сигнал/помеха на выходе линейной части приемника изменяется от -25 до -72 дБ (в зависимости от типа постановщика). Следовательно, для обнаружения цели необходимо обеспечить коэффициент улучшения от 45 до 95 дБ. Из рис. 11.3 и рис. 11.4 видно, что нижняя граница для РЛС с ДН вида

$$\frac{\cos x}{1 - \left(\frac{2}{\pi}x\right)^2} \text{ при нефокусированной РСА достигается при удалении}$$

источника помехи от цели не менее 39 км по азимуту. В фокусированной РСА эта граница составляет не менее 22 км. Достижение верхней границы возможно при удалении постановщика помехи на расстояние не менее 100 км. Таким образом, для обеспечения эффективного функционирования при действии организованных помех необходимо использовать специальные методы защиты от помех (пространственная селекция с помощью ФАР, применение адаптивных компенсаторов и т.п.).

Рассмотрим воздействие на РСА группы помех, включающих два постановщика. На рис. 11.5 и рис. 11.6 приведены зависимости нормированного отношения сигнал/помеха на выходе нефокусированной РСА для одиночного источника помехи и группы из двух одинаковых источников. Графики нормированы к отношению сигнал/помеха на входе РСА для случая, когда цель и центр источника помехи расположены в одной точке пространства.

При этом зависимость для одного источника помехи совпадает с графиком коэффициента улучшения, а для группового источника получаем:

$$q_H = \left[\sum_j \frac{1}{K_{yi}} \right]^{-1} \quad (11.35)$$

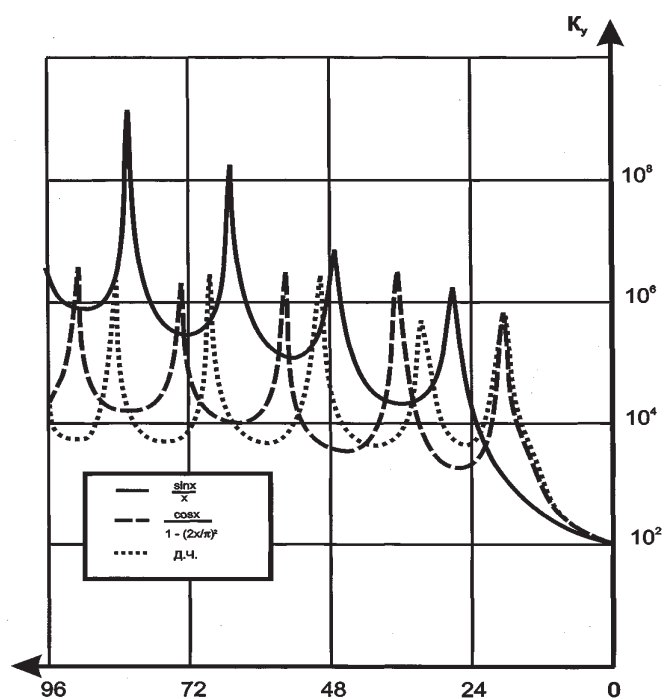


Рис.11.3. Зависимость коэффициента улучшения от азимутальной координаты источника помехи для нефокусированной РСА при различных аппроксимациях ДН антенны РЛС

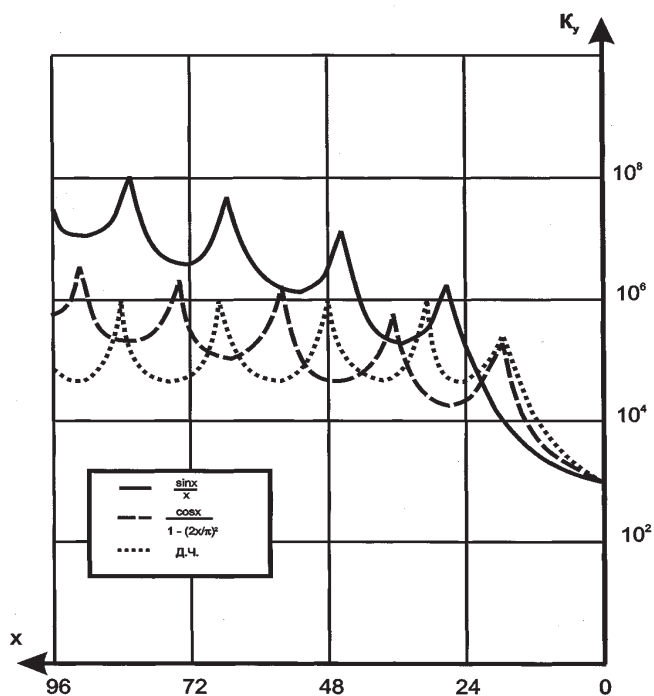


Рис.11.4. Зависимость коэффициента улучшения от азимутальной координаты источника помехи для фокусированной РСА при различных аппроксимациях ДН антенны РЛС.

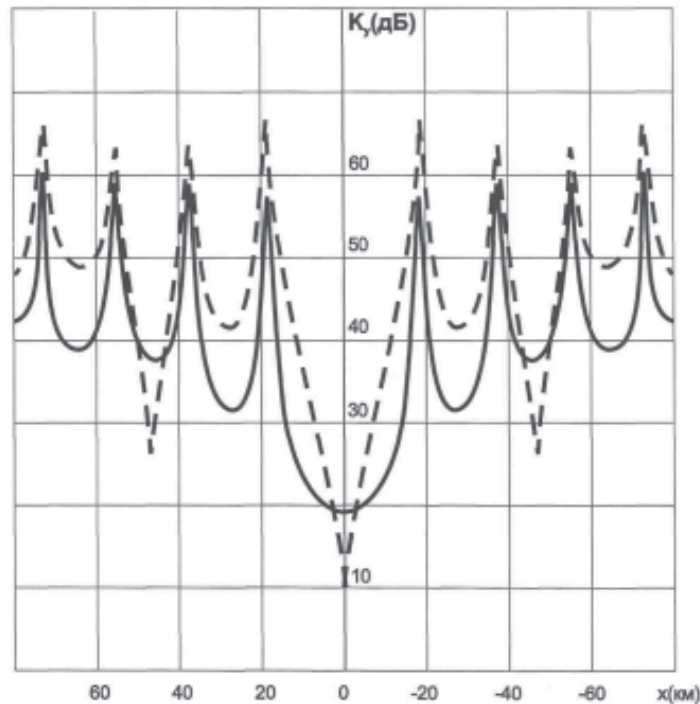


Рис.11.5. Зависимость коэффициента улучшения от азимута
(— некоррелированная помеха, - - - коррелированная помеха)

Вдоль оси абсцисс на графиках отложена азимутальная координата центра группы постановщиков помех. Параметр Δx на всех графиках представляет собой расстояние между источниками помех. В силу симметрии рисунков от абсциссы графика приведены зависимости только для отрицательных значений азимута. ДН антенны аппроксимирована зависимостью вида $\frac{\sin x}{x}$. Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы.

1. Воздействие источников помех, разнесенных по азимуту на расстояние, не превышающее половины ширины главного лепестка, выраженной в линейных единицах на «высвечиваемой» поверхности, приводит:

- к ухудшению отношения сигнал/помеха на выходе РСА по сравнению со случаем использования одиночного источника;
- к сглаживанию пиков зависимости отношения сигнал/помеха от азимутальной координаты источника;
- к сдвигу экстремумов зависимости в направлении возрастания абсолютного значения азимута.

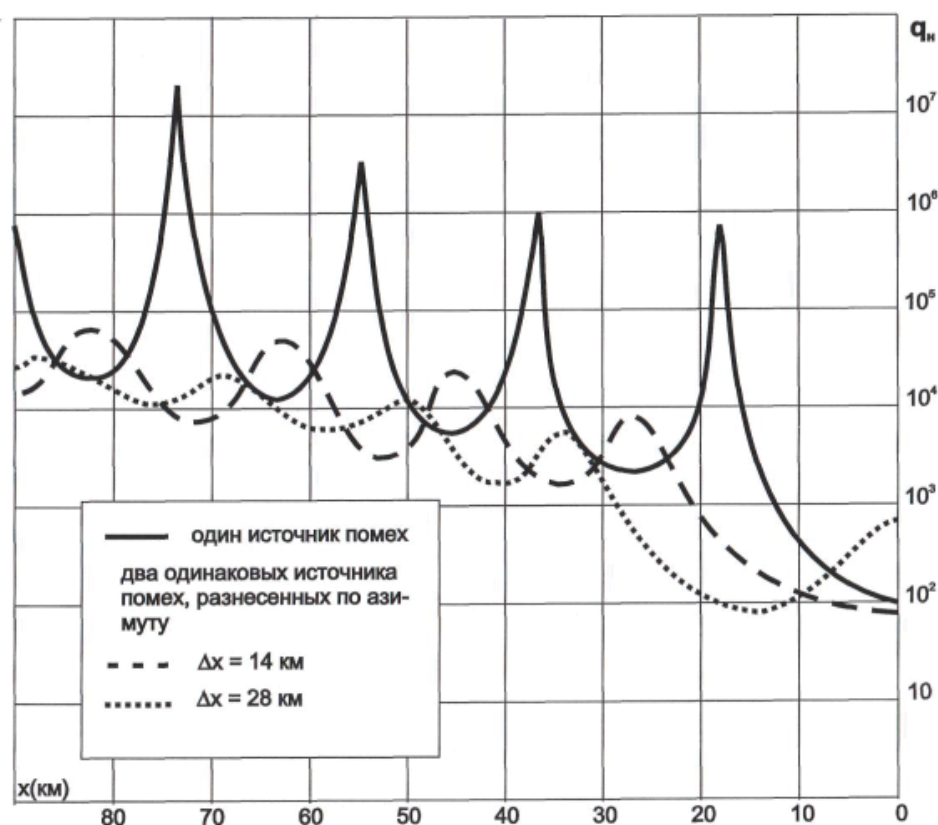


Рис. 11.6. Зависимость нормированного отношения сигнал/помеха на выходе нефокусированной РСА от азимутального разноса между целью и источником помех

2. В случае воздействия источников помех, разнесенных по азимуту более, чем на половину ширины ДН РЛС, в зависимости от отношения сигнал/помеха на выходе РСА наблюдаются два равных, явно выраженных минимума, которые раздвигаются с ростом расстояния между источниками помех в группе.

1.4. Литература к главе 11

1. Верба В.С. Авиационные комплексы радиолокационного дозора и наведения. Состояние и тенденции развития // Радиотехника. – 2008. – 432 с.

2. Dorosinskiy L.G., Kurgaysky A.A. Signal Detection in SAR Against the clutter reflections Background. 7-th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, ICMSAO 217. April 4-6, 2017, Sharjah, United Arab Emirates.

ОГЛАВЛЕНИЕ

1. ВВЕДЕНИЕ. ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ	3
1.1. История дистанционного зондирования Земли из космоса [1].....	4
1.2. Техника получения материалов дистанционного зондирования	5
1.3. РЛС с синтезированной апертурой	7
1.4. Литература к главе 1	11
2. МАЛЫЕ КОСМИЧЕСКИЕ АППАРАТЫ И ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИИ РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ.....	12
Литература к главе 2	21
3. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ ПО ДАННЫМ КОСМИЧЕСКОЙ РЛС БОКОВОГО ОБЗОРА С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ	25
3.1. Математическая модель цели и отражённого сигнала при решении задач распознавания пространственно-распределённых целей в космических РЛС с синтезированной апертурой.....	25
3.2. Многоальтернативная проверка гипотез относительно различных классов ПРЦ при их наблюдении совокупностью космических радиолокационных средств	32
3.3. Адаптивный алгоритм классификации пространственно- распределённых целей по данным радиолокатора с синтезированной апертурой	38
3.4. Литература к главе 3	44
4. АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННО-РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ ПО ДАННЫМ РСА	45
4.1. Границы Чернова и Кайлата – метод определения потенциальных возможностей классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных.....	45
4.2. Анализ потенциальных характеристик классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных.....	52
4.3. Методика расчета эффективности классификации ПРЦ по радиолокационному портрету.....	57
4.3.1. Проблема анализа эффективности алгоритмов классификации.....	57
4.3.2. Вывод расчетных выражений для оценки вероятностей правильных и ошибочных решений при классификации ПРЦ по РЛИ	61
4.3.3. Оценка эффективности классификации при корнях большой кратности	71

4.4. Анализ алгоритмов классификации по РЛИ ПРЦ	72
4.5. Комплексное распознавание. Классификация ПРЦ по данным нескольких средств наблюдения	72
4.5.1. Процедуры комплексной классификации	76
4.5.2. Анализ эффективности классификации	77
4.6. Методика расчета вероятности правильного распознавания при объединении решений отдельных СН методом простого голосования	81
4.7. Литература к главе 4	83
5. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ (НС)	84
5.1. Нейронные сети и их применение в задачах распознавания РЛИ	84
5.1.1. Персептрон	84
5.1.2. Многослойные нейронные сети	84
5.1.3. Сверточная нейронная сеть	86
5.1.4. Способ нейросетевой реализации метода анализа главных компонент	87
5.1.5. Нейронные сети высокого порядка	87
5.1.6. Нейронные сети Хопфилда	87
5.1.7. Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена	88
5.1.8. Нейронная сеть с радиально-базисной функцией	88
5.1.9. Когнитрон	89
5.1.10. Неокогнитрон	89
5.1.11. Смешанный метод	90
5.1.12. Вероятностная нейронная сеть	91
5.1.13. Линейная сеть	92
5.2. Сравнительный анализ нейронных сетей применительно к задаче классификации ПРЦ	92
5.3. Оценка ракурса с помощью нейронных сетей	94
5.4. Классификация ПРЦ по интенсивности	101
5.5. Литература к главе 5	103
6. ОБНАРУЖЕНИЕ СИГНАЛОВ В ЧАСТИЧНО-КОГЕРЕНТНЫХ РСА	104
Литература к главе 6	112
7. ИЗМЕРЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ РЛИ	113
7.1. Измерение общегрупповых параметров распределенной цели. Измерение координат центра РЛИ	113
7.1.1. Синтез оптимального измерителя общегруппового параметра групповой цели	113
7.1.2. Анализ эффективности алгоритма измерения координаты центра ПРЦ	118
7.2. Оценка области, занимаемой целью на РЛИ	122
7.3. Оценка ракурса цели	127
7.4. Анализ алгоритмов оценки координат граничных точек между областями РЛИ с отличающимся контрастом	130

7.5. Межобзорная идентификация РЛИ ПРЦ	134
7.6. Оценка радиолокационного портрета ПРЦ	138
7.7. Компенсация отражений от источников помех	141
7.7.1. Разработка алгоритма	141
7.7.2. Анализ алгоритма	145
7.8. Интерферометрические РСА для измерения высот целей	150
7.9. Литература к главе 7	153
8. АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ИЗМЕНЕНИЙ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЕРХНОСТИ В МНОГОПОЗИЦИОННОЙ СИСТЕМЕ КОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА	156
8.1. Синтез алгоритма классификации	160
8.2. Анализ эффективности классификации при комплексировании наблюдений разными спутниками	170
8.3. Классификация неоднородных РЛИ	174
8.4. Литература к главе 8	179
9. ОСОБЕННОСТИ ПОЛУЧЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДВИЖУЩИХСЯ ПРОСТРАНСТВЕННО- РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ЦЕЛЕЙ	181
Литература к главе 9	195
10. АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСЧЕТА КАРТ КОГЕРЕНТНОСТИ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКИХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ПАР	196
10.1. Введение	196
10.2. Построение карт когерентности	198
10.3. Анализ формулы для расчета карт когерентности	199
10.4. Свойства карт когерентности	220
10.5. Модификации классического подхода при построении карт когерентности	227
10.5.1. Фурье-преобразование в совокупности с классическим выражением для построения карт когерентности	228
10.5.2. Иные модификации классического выражения	238
10.5.3. Методы, основанные на пространственном дифференцировании	247
10.6. Литература к главе 10	251
11. АНАЛИЗ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ РЛС С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ	255
1.1. Введение	255
1.2. Вывод основных соотношений	255
1.3. Расчёт зон подавления и коэффициентов улучшения	262
1.4. Литература к главе 11	267

Научное издание

Доросинский Леонид Григорьевич
Виноградова Нина Сергеевна

ТЕОРИЯ И ПРАКТИКА ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ В МНОГОПОЗИЦИОННЫХ КОСМИЧЕСКИХ РСА

Монография



Технический редактор Доронкина Е.Н.
Подписано в печать 29.09.2020
Бумага офсетная.
Гарнитура Times New Roman.
Формат 60×84 1/16
Печать трафаретная. Печ. л. 17.
Тираж 500 экз. Заказ № 023-20.

Отпечатано в типографии ИД «Академия Естествознания»,
440026, г. Пенза, ул. Лермонтова, 3